
Sensordatenfusion und Fehlerkalibrierung von umfelder kennenden Sensoren eines Straßenfahrzeuges

Von dem Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik
der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig

zur Erlangung der Würde eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von

Ulrich Schneider

aus Salzgitter-Lebenstedt

eingereicht am:	01. Juli 2005
mündliche Prüfung am:	21. September 2005
Berichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. W. Schumacher
Mitberichterstatter:	Prof. Dr.-Ing. J.-U. Varchmin

2005

Vorwort

Das Thema der vorliegenden Arbeit ist während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Regelungstechnik der Technischen Universität Braunschweig bearbeitet und im Zeitraum von Dezember 2004 bis Juli 2005 von mir neben meiner Tätigkeit bei der Hella KG zu einer wissenschaftlichen Abhandlung zusammengefasst worden.

Meine Hochachtung und Zuneigung gilt in erster Linie meiner Frau Karina, die mir in der anstrengenden Ausarbeitungsphase zur Seite stand und mir den notwendigen zeitlichen Freiraum gelassen hat.

Darüber hinaus gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. W. Schumacher, der mir die Möglichkeit zu dieser Arbeit gab, das Thema durch innovative Ideen förderte, mir eigenverantwortliches wissenschaftliches Arbeiten ermöglichte und mich stets unterstützt hat.

Weiterhin freue ich mich sehr, dass Herr Prof. Dr.-Ing. J.-U. Varchmin vom Institut für Elektrische Messtechnik und Grundlagen der Elektrotechnik die Mitberichterstattung übernommen hat, da ich ihn während des Studium und in späterer Projektarbeit als Mensch und Professor sehr zu schätzen gelernt habe.

Es ist mir eine ausgesprochene Freude, dass Herr Prof. em. Dr.-Ing. Dr. h. c. W. Leonhard, eine lebende Legende der Regelungstechnik, den Vorsitz der Prüfungskommission übernommen hat.

Mein besonderer Dank gilt Marcus Grobe für seine unermüdliche Unterstützung in fachlichen und organisatorischen Belangen.

Für die Zuarbeit danke ich Jan Effertz, der als Student mit seinem feinen wissenschaftlichen Gespür, seinem unermüdlichen Eifer und seiner Kreativität zum Gelingen des der Arbeit zugrunde liegenden Forschungsprojektes beigetragen hat. Für Ratschläge, Diskussionen, Korrekturen und organisatorische Hilfestellungen bin ich Dr. Jan Becker, Dr. Arne Driescher und Mareile Dörge zu großem Dank verpflichtet.

Zuletzt möchte ich meinen Eltern danken, die mich auf meinem Lebensweg stets unterstützt haben, jedoch bis zum heutigen Tage fest der Meinung sind, ich wäre ein Elektriker.

An dieser Stelle sei mir noch eine persönliche Bemerkung zum Inhalt gestattet. Beim Lesen zahlreicher Dissertationen ist mir aufgefallen, dass häufig die wesentlichen Kernaussagen und Zusammenhänge formal abstrakt beschrieben werden. Dabei bleiben wichtige Hinweise zu Details der praktischen Umsetzung oft unerwähnt. In dieser Arbeit wurde das Gewicht auf die praktische Umsetzung gelegt und dafür auf Herleitungen verzichtet, die in den Quellen nachgelesen werden können.

Lippstadt, 31. Januar 2006

Ulrich Schneider

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungen und Symbole	V
Kurzfassung	XIII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung	4
1.3 Gliederung	6
2 Fahrerassistenzsysteme	8
2.1 Historie	8
2.2 Zukünftige Entwicklungen	11
2.2.1 Informationsbedarf der Assistenzsysteme	13
2.2.2 Multi-Sensor-Netzwerke	16
2.2.3 Multi-Sensor-Datenfusion	21
2.3 Forschungsprojekte in Europa	23
2.4 Zusammenfassung	24
3 Multi-Sensor-Netzwerk	25
3.1 Versuchsträger	26
3.2 Stereo-Videosensor	29
3.3 Radarsensoren	30
3.4 Egofahrzeugsensoren	32
3.5 Entwicklungssoftware	34
3.6 Zusammenfassung	35
4 Datenzuordnung und -fusion	37
4.1 Begriffsdefinitionen	37
4.2 Fusionsmethoden des Menschen	38
4.3 Datenanpassung	41
4.3.1 Datensynchronisierung	42
4.3.2 Koordinatentransformation	46
4.4 Datenzuordnung	49
4.4.1 Zuordnungsalgorithmen	52
4.4.2 Gating	58
4.4.3 Vergleich der Zuordnungsalgorithmen	63

4.5	Multi-Sensor-Datenfusion	73
4.5.1	Prozessmodell	74
4.5.2	Messvektorfusion mit Kalman-Filter	78
4.5.3	Informationsfilter	81
4.5.4	Trackinitialisierung und Tracking	83
4.5.5	Multi-Sensor-Cheap-Joined-Probabilistic-Data-Association	85
4.5.6	Optimierung der Trackinitialisierung bei der Multi-Sensor CJPDA	92
4.5.7	Vergleich der Fusionsverfahren	94
5	Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung	111
5.1	Einleitung	111
5.1.1	Stand der Technik	113
5.1.2	Zielsetzung, Vorgehensweise und Nutzen	114
5.2	Sensorüberwachung	115
5.2.1	Fehlererkennung anhand von Messsignalen	117
5.2.2	Fehlererkennung durch Redundanz	118
5.2.3	Vorgehensweise zur Fehlererkennung mit Prozessmodellen	120
5.2.4	Anwendung des FEDB-Konzeptes auf ein Multi-Sensor-Netzwerk	122
5.3	Sensorkalibrierung	129
5.3.1	Umfeldkalibrierung	129
5.3.2	Kreuzkalibrierung	142
5.4	Zusammenfassung zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung	158
6	Praktische Validierung	160
6.1	Anwendbarkeit der Kalibrierkonzepte auf Video- und Radarsensoren	160
6.1.1	Umfeldkalibrierung	160
6.1.2	Kreuzkalibrierung der Radarsensoren mit Video als Referenz	161
6.2	Beschreibung der Fahrversuche	162
6.3	Datengewinnung und Auswertung	162
6.4	Sensordefekt	166
6.5	Parameterfehler des Videosensors	167
6.6	Parameterfehler eines Radarsensors	169
6.7	Ansätze für weiterführende Arbeiten	174
7	Zusammenfassung und Ausblick	176
A	Technische Daten	180
B	Assistenzsysteme	181
B.1	Übersicht zukünftiger Fahrerassistenzsysteme	181
B.2	Europäische Forschungsprojekte	191
	Glossar	203
	Literatur	210

Abkürzungen und Symbole

Lateinische Formelzeichen

A	Fettdruck von Großbuchstaben stellt im Allg. eine Matrix dar
A	Systemmatrix der linearen Zustandsraumdarstellung
B	Eingangsmatrix der linearen Zustandsraumdarstellung
<i>B</i>	Skalar zur Berücksichtigung der Wahrscheinlichkeit von Messfehlern bei der CJPDA
C	Ausgangsmatrix der linearen Zustandsraumdarstellung
D	Distanz oder Ähnlichkeitsmatrix
$E\{\mathbf{x}\}$	Erwartungswert des Vektors \mathbf{x}
G	Störübertragungsmatrix der linearen Zustandsraumdarstellung
<i>G</i>	Kostenfunktional bei der 1-zu-1 Zuordnung
G_{ij}	Proportionalwert für die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der CJPDA der korrekten Messung <i>j</i> zu Track <i>i</i>
I	Einheitsmatrix
I_i	Informationsmatrix
K	Kalman-Verstärkung
<i>K</i>	(theoretische) Komplexität
$\hat{\mathbf{M}}(\boldsymbol{\Theta})$	Beschreibung eines Verbundereignisses durch Elemente der Validierungsmatrix
$N[\mathbf{x}; \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{P}]$	Gauß-Normalverteilung des Zustandsvektors \mathbf{x} um den Mittelwert $\bar{\mathbf{x}}$ mit der Varianz \mathbf{P}
P	Kovarianzmatrix des Schätzfehlers
$\mathbf{P}^*(k+1 k)$	Vorhersage der Fehlerkovarianz vom Zeitpunkt kT auf den Zeitpunkt $(k+1)T$
$\hat{\mathbf{P}}(k k)$	Schätzung der Fehlerkovarianz zum Zeitpunkt kT
$P(A)$	Wahrscheinlichkeit des Ereignisses <i>A</i>
$P(A B)$	Wahrscheinlichkeit des Ereignisses <i>A</i> unter der Bedingung <i>B</i>
P_a	Auftauchwahrscheinlichkeit von Geisterobjekten

P_D	Wahrscheinlichkeit, dass eine korrekte Messung existiert
P_G	Wahrscheinlichkeit, dass ein Messobjekt innerhalb der Validierungsregion ist
Pos_X	Betrag der X-Komponente der Zustandsgröße Position
Pos_Y	Betrag der Y-Komponente der Zustandsgröße Position
Q	Kovarianzmatrix des Systemrauschens
R	Kovarianzmatrix des Messrauschens
S _{<i>ij</i>}	Kovarianzmatrix der Innovation von Track <i>i</i> zu Messobjekt <i>j</i>
T	Rotationsmatrix
T	Zeitabstand zwischen zwei Abtastzeitpunkten
V	Größe des Beobachtungsraumes
$\text{Var}(x)$	Varianz des Vektors x
V_k	Volumen der Validierungsregion
$\tilde{V}_k(\gamma)$	Validierungsregion
V_X	Betrag der X-Komponente der Zustandsgröße Geschwindigkeit
V_Y	Betrag der Y-Komponente der Zustandsgröße Geschwindigkeit
W _{<i>p</i>}	Gewichtung der Innovationen bei der CJPDA
Z	Zuordnungsmatrix
$Z(k)$	alle Messungen eines Sensors, die zur Zeit kT eingegangen sind
Z^k	alle Messungen eines Sensors von $t = 0$ bis $t = kT$
a	Fettdruck von Kleinbuchstaben stellt im allg. einen Vektor dar
<i>a</i>	ein Skalar
<i>a</i>	Beschleunigung
d	Vektor des Störbeschleunigungseinflusses
d_{kl}	Ähnlichkeitsmaß: Element der Distanz- oder Ähnlichkeitsmatrix
g	Störübertragungsvektor
i _{<i>i</i>}	Informationsvektor
<i>k</i>	diskreter Zeitschritt
n_z	Dimension des Zustandsvektors
$p[x]$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Zufallsvariablen <i>x</i>
r _{<i>ij</i>}	Vektor der Innovation zwischen Track <i>i</i> und Messobjekt <i>j</i>
t	Translationsvektor
t_{mess}	Zeitstempel der Messung (Messzeitpunkt)
t_{sync}	gemeinsamer Zeitpunkt, auf den alle Messungen prädictiert werden
u	Eingangsvektor der linearen Zustandsraumdarstellung
v	Eingangsvektor des Messrauschens
v _{m}	Vektor des Messrauschens

v_H	Egogeschwindigkeit der Fahrzeughinterachse
\mathbf{w}	Eingangsvektor des Systemrauschens
\mathbf{x}	Systemzustandsvektor der linearen Zustandsraumdarstellung
$\mathbf{x}(k)$	diskreter Systemzustandsvektor zum Zeitpunkt kT
$\mathbf{x}^*(k+1 k)$	Vorhersage des Zustandsvektors vom Zeitpunkt kT auf den Zeitpunkt $(k+1)T$
$\hat{\mathbf{x}}(k k)$	Schätzung des Zustandsvektors zum Zeitpunkt kT
$\tilde{\mathbf{x}}(k)$	Schätzfehler der Zustandsschätzung zum Zeitpunkt kT
\mathbf{y}	Ausgangsvektor oder Messvektor der linearen Zustandsraumdarstellung
$\mathbf{y}(k)$	diskreter Messvektor zum Zeitpunkt kT
$\mathbf{y}^*(k+1 k)$	Vorhersage des Systemausgangs vom Zeitpunkt kT auf den Zeitpunkt $(k+1)T$
z_{kl}	boolsches Element der Zuordnungsmatrix

Griechische Formelzeichen

α_H	Schräglaufwinkel am Hinterrad
β_{ij}	Zuordnungswahrscheinlichkeit von Messobjekt j zu Track i
Δt	Zeitspanne zwischen Messung und Synchronisationszeitpunkt
$\epsilon(k)$	normierter, quadratischer Schätzfehler zum Zeitpunkt kT
γ	Größe der Validierungsregion
Φ	Rollwinkel: Rotationswinkel um die Fahrzeuglängsachse
Π	Permutationen
Ψ	Gierwinkel bzw. Rotationswinkel um die Fahrzeughochachse
σ	Standardabweichung
σ_x^2	Varianz von \mathbf{x}
Θ	Nickwinkel: Rotationswinkel um die Fahrzeugquerachse
Θ_{ij}	Element aus der Verbundereignismenge Θ - Messung j wird Track i zugeordnet

Sonstige Symbole

$\mathbf{0}$	Nullvektor, Nullmatrix
$\mathbf{1}$	Einsvektor, $\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)^T$

Abkürzungen

ABS	Antiblockiersystem
ACC	Adaptive-Cruise-Control (dt.: Adaptive Geschwindigkeitsregelung)
ACC FSR	ACC Full-Speed-Range
ACC F2S	ACC Follow-to-Stop
ACC S&G	ACC Stop-&-Go der ersten Generation (Längsregelung)
ACC S&G 2	ACC Stop-&-Go der zweiten Generation (Längs- und Querr.)
ADAS	Advanced Driver Assistance Systems
ADASE	Advanced Driver Assistance System in Europe
ADR	Automatische Distanzregelung
AF	Autonomes Fahren
AFIL	Alerte de Franchissement Involontaire de Ligne (dt. Spurverlassenswarner)
AFL	Advanced-Frontlight-System
AGS	Adaptive Getriebesteuerung
AHC	Ad-hoc Communication
AHL	Autonomous-Headlamp-Leveling
AI	Alco-Interlock
AIDER	Accident Information and Driver Emergency Rescue
ALR	Adaptive Lichtregelung
ALC	Autonomous-Lane-Change
AMK	Aufmerksamkeitskontrolle
ANB	Automatische Notbremse
AP	Autonomes Parken
APALACI	Advanced Pre-Crash and Longitudinal Collision Mitigation
APD	Avalanche Photodiode
APP	Active-Passanger-Protection (dt.: Aktiver Fußgängerschutz)
ARTS	Advanced Road Telematics in the South-West
AS	Automatische Spurhaltung
ASC	Anti-Skid-Control
ASR	Antriebsschlupfregelung
AWV	Anhaltewegverkürzung
BA	Bremsassistent
BFD	Brake-Force-Display (dt.: Bremskraftanzeige)
BMW	Bayrische Motoren Werke AG
BSM	Blind-Spot-Monitoring (dt.: Totwinkel-Überwachung)

Bus	Binary-Unit-System
CA	Collision-Avoidance
CAN	Controller-Area-Network
CAPS	Combined-Active-Passive-Safety-System
CCD	Charge-Coupled Device
CJPDA	Cheap-Joined-Probabilistic-Data-Association
CMOS	Complementary Metal Oxid Semiconductor
CLEPA	Automotive Suppliers Community
COMPOSE	Collision Mitigation and Protection of Road Users
COMUNICAR	Communication Multimedia Unit Inside Car
CSMA	Carrier-Sense-Multiple-Access
DFV	Deterministisches Filterverfahren
DGPS	Differential-Global-Positioning-System
DHMS	Driver-Health-Monitoring-Systems
DJE	Dejustageerkennung
DLL	Dynamic Link Library
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.
DSS	Decision Support System (dt.: Entscheidungsassistent)
DW	Drowsiness-Warning
EB	Emergency-Brake (dt. Notbremse)
E-Call	Emergency-Call (dt.: Automatischer Notruf)
EC	European Commission
EHB	Elektrohydraulische Bremse
EMB	Elektromechanische Bremse
ENN	Extended-Nearest-Neighbor
EPB	Elektrische Parkbremse
EUCAR	research component from vehicle manufacturers association
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
ESP+	Erweiterung des ESP um die Seitenwindregelung
ERTICO	European Road Transport Telematics Implementation Co-Ordination Organisation S.C.R.L.
FAS	Fahrerassistenzsystem(e)
F-KOS	Fahrzeugkoordinatensystem
FIR	Fern-Infrarot
FKS	Frontkamerassystem
FLOPS	Fließkommazahlen-Operationen pro Sekunde

FUE	Fahrumgebungserfassung und Interpretation
FCW	Forward-Collision-Warning
GIDAS	German In-Depth Accident Study
GPS	Global-Positioning-System
GRA	Geschwindigkeitsregelanlage
GSM	Global System for Mobile Communications
HC	Heading-Control
IBA	Intelligent-Brake-Assistent
IFDR	Integraler Fahrdynamikregler
IFF	Informationsfilterfusion
IMC	Irion Management Consulting GmbH
IfR	Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig
INTERSAVE	Improvement of Safety in Intersections based on sensor systems and communications
INVENT	Intelligenter Verkehr und nutzergerechte Technik
INVETE	Intelligent In-Vehicle Terminal For Multimodal Flexible Collective Transport Services
IR	Infrarot
ISA	Intelligent Speed Adaption
ITSWAP	Intelligent Transport Services over Wireless Application Protocol
JPDA	Joined-Probabilistic-Data-Association
KF	Kalman-Filter
LCA	Lane-Change-Assistent (dt.: Spurwechselassistent)
LCW	Lane-Change-Warning
LDW	Lane-Departure-Warning (dt.: Spurverlassenswarnung)
LIDAR	Light Detection and Ranging
LKS	Lane-Keeping-Support
LRR	Long-Range-Radar
MO	Messobjekt
MSCJPDA	Multi-Sensor-Cheap-Joined-Probabilistic-Data-Association
MSDF	Multi-Sensor-Datenfusion
MSJPDA	Multi-Sensor-Joined-Probabilistic-Data-Association
MSN	Multi-Sensor-Netzwerk(es)
MVF	Messvektorfusion
MVF+KF	Messvektorfusion mit Kalman-Filter
Navi	GPS gesütztes Navigationssystem

NN	Nearest-Neighbor
NQI	Normierte quadratische Innovation
NV	Night-Vision (dt.: aktives oder passives Nachtsichtsystem)
O-KOS	Objektkoordinatensystem
OEM	Original Equipment Manufacturer
PA	Parkassistent
PCS	Pre-Collision-System
PDA	Probabilistisches Datenassoziationsverfahren
PDAF	Probabilistic-Data-Association-Filter
PDC	Park-Distance-Control
PFV	Probabilistische Filterverfahren
PR	Pedestrian-Recognition
ProFusion	Project for Robust and Optimised Perception by Sensor Data Fusion
PROTECTOR	Preventive Object Tracking Emergency Braking System Targeting only Rear End Collisions
PRIME	Prediction of congestion and incidents in Real time, for intelligent Incident Management and Emergency traffic management
PRN	Private Radio Network
PSS	Predictive-Safety-Systems
PVD	Prädiktive Fahrdynamikregelung
RADAR	Radio Detection and Ranging
RFK	Rückfahrkamera
RLS	Regen-/Lichtsensoren
ROPS	Roll-Over-Protection-System (dt.: Überroll-Schutzsystem)
S-KOS	Sensorkoordinatensystem
SAVE-U	Sensor and System Architecture for Vulnerable Road Users Protection
SDF	Sensordatenfusion
SI	System International
SK	Sensorkalibrierung
SP	Speed-Pilot (dt.: Geschwindigkeitsassistent)
SPA	Semiautonomer Parkassistent
SRR	Short-Range-Radar
SWA	Spurwechselassistent
TBS	Trackblockade-Schwellwert
TI	Texas Instruments
TIS	Trackinitialisierungs-Schwellwert

TPM	Tire-Pressure-Monitoring
TVS	Trackverschmelzungs-Schwellwert
US	Ultraschall
UseRCams	Use of Active Range Cameras
VAS	Vorausschauende aktive Sicherheit
VE	Verbundereignis
Video	Stereo-Videosensor
VLA	Verkehrsleitassistenz
VZA	Verkehrszeichenanzeige
XNavi	Extended-Navigation-System

Kurzfassung

Fahrerassistenzsysteme bilden derzeit ein beliebtes Entwicklungsfeld von Automobilherstellern und Zulieferern. In Zukunft soll den FahrerInnen eine Reihe von anstrengenden Führungsaufgaben abgenommen werden, wie beispielsweise das Anfahren und Abbremsen in einer Stausituation.

Hierfür wird eine neue Generation an Sensorsystemen benötigt, die das Umfeld des Fahrzeugs erfasst, analysiert und Assistenzfunktionen zur Verfügung stellt. Ein Sensor allein vermag diese Aufgaben nicht zu bewältigen. Zum Einsatz kommen Multi-Sensor-Netzwerke, welche die Informationen verschiedener Sensoren miteinander verschmelzen, um Informationslücken zu schließen.

Die vorliegende Arbeit führt in dieses Themengebiet ein, indem die Roadmap europäischer Fahrerassistenzsysteme beschrieben wird. Es werden die im Automobilbereich etablierten Sensorkomponenten vorgestellt und auf die Vor- und Nachteile einer Multi-Sensor-Architektur eingegangen.

Der wissenschaftliche Beitrag betrifft die zentrale Funktion dieses Netzwerkes – die Sensordatenfusion heterogener Umfeldsensoren. Deterministische und probabilistische Verfahren werden vorgestellt und anhand von Gütekriterien miteinander verglichen. Das Ergebnis ist eine Entscheidungsmatrix, die es Entwicklern von Fahrerassistenzsystemen ermöglicht, direkt ein für ihre Anforderung optimales Datenzuordnungs- und -fusionsverfahren zu wählen.

Darüber hinaus wird ein Überwachungskonzept zur Erkennung und Behebung von Umfeldsensordefekten präsentiert. Dessen Funktion und Nutzen wird anhand theoretischer und praktischer Untersuchungen belegt. Bei den betrachteten Sensordefekten wurde der Schwerpunkt auf die einflussreichste Größe, die Winkeldejustage um die Sensorhochachse, gelegt. Die echtzeitfähige Software wurde in einem Versuchsträger, ausgestattet mit Video- und Radar-Umfeldsensoren, validiert. So gelang der Nachweis, dass eine robuste Dejustageerkennung und Kalibrierung von Umfeldsensoren ohne zusätzliche Hardwareredundanz praktikabel ist.

1 Einleitung

Die Entwicklung des heutigen Automobils begann im Jahre 1886 in Deutschland, und obwohl die motorgetriebenen Straßenfahrzeuge 14 Jahre vor den ersten Gleitflugexperimenten der Gebrüder Wright entwickelt wurden, spielte in der Luftfahrt das Thema Sicherheit und Autonomie wesentlich früher eine gewichtige Rolle. Heutige Luftfahrzeuge sind mit Navigationssystemen ausgerüstet, die Flugzeuge automatisch führen und landen können. Es scheint, als würde die Automobilindustrie dieser Entwicklung nacheifern wollen, da sich ein großer Bereich der aktuellen Forschungs- und Entwicklungsbemühungen der Automobilhersteller und Zulieferer mit dem Themengebiet der Fahrerassistenzsysteme (FAS) zur Erhöhung der Sicherheit im Straßenverkehr beschäftigt.

Nachdem das Potential passiver Sicherheitssysteme im Kfz durch die Weiterentwicklung von Karosserie, Gurten, Sitzsystemen u.v.a.m. umfangreich genutzt ist, richtet sich der Fokus auf die Möglichkeiten aktiver Systeme¹. Als Beispiele für aktive Sicherheitssysteme wären der automatische Gurtstraffer, das Antiblockiersystem (ABS), die Antriebsschlupfregelung (ASR), der Airbag und das Elektronische Stabilitätsprogramm (ESP) zu nennen.

Diese Systeme haben eines gemeinsam: Sie nutzen intrinsisch messbare Parameter des Ego-fahrzeuges wie z. B. Geschwindigkeit, Beschleunigung und Gierrate. Künftige Assistenzsysteme konzentrieren sich zusätzlich auf die Vermessung und Bewertung des Fahrzeugumfeldes, mit der Vision autonomer Straßenfahrzeuge, die ähnlich den Linienflugzeugen selbständig Gefahrensituationen erkennen und vermeiden.

1.1 Motivation

Bild 1.1 stellt die Verkehrszahlen des Statistischen Bundesamtes in Deutschland dar [27]. Es zeigt die Entwicklung des Verkehrsaufkommens und die Unfallzahlen bezogen auf das Jahr 1954. Das Verkehrsaufkommen ist in den vergangenen 50 Jahren um 1280 % angestiegen. Diese Entwicklung spiegelt sich glücklicherweise nicht in der Anzahl der Verkehrsunfälle

¹Aktive Systeme greifen in die Fahrdynamik (Bremsen, Lenkung, usw.) ein.

wieder. Die Zahl der Unfälle mit Schwerverletzten ist um 480 % gestiegen und die Anzahl der Verkehrstoten sogar um 55 % gesunken. Diese Entwicklung lässt sich auf die im Laufe der Zeit deutlich verbesserte Verkehrsinfrastruktur sowie auf die Optimierung von aktiven und passiven Sicherheitssystemen im Kfz zurückführen.

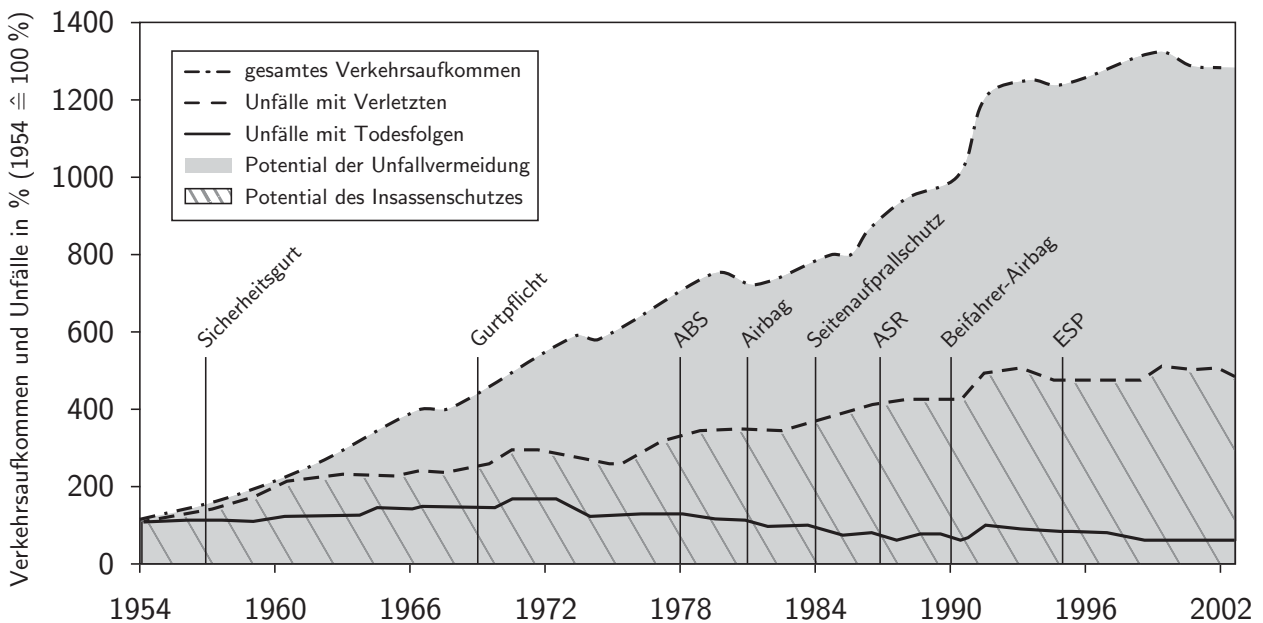


Bild 1.1: Entwicklung des Verkehrsaufkommens und der Unfallzahlen in Deutschland nach [69]

Dennoch sind die absoluten Zahlen erschreckend hoch. Im Jahr 2003 sind in Deutschland 462 170 Menschen in Verkehrsunfällen verletzt und 6 613 getötet worden. Alarmierend ist auch die Tatsache, dass 15 % der verunglückten Personen Radfahrer und 10 % Fußgänger waren, die mit Kraftfahrzeugen kollidierten. Einen Überblick der Unfallursachen liefert die Statistik in Bild 1.2. Dargestellt ist eine Zurückverfolgung der von Fahrern verschuldeten Unfälle auf ihre Ursache. Auffällig ist, dass zu den häufigsten Fehlern mit Unfallfolge Punkte zählen, die jedem Fahrer gelegentlich unbeabsichtigt unterlaufen. Wer hat nicht schon einmal eine Geschwindigkeitsbegrenzung übersehen oder ist versehentlich einem vorausfahrenden Fahrzeug zu dicht aufgefahren?

An genau dieser Stelle setzen die Konzepte künftiger Fahrerassistenzsysteme an. Der Fahrer soll rechtzeitig auf Gefahren aufmerksam gemacht werden. Reagiert er nicht, so versucht das System das Fahrzeug in einen sicheren Zustand zu führen. Bislang galten die Maßnahmen dem Insassenschutz im Falle eines Unfalls (dunkelgrauer Bereich in Bild 1.1). Aktuelle Entwicklungsprojekte konzentrieren sich auf die Einbeziehung des Fahrzeugumfeldes, um Gefahrensituationen während der Entstehung zu erkennen und rechtzeitig zu vermeiden. Es

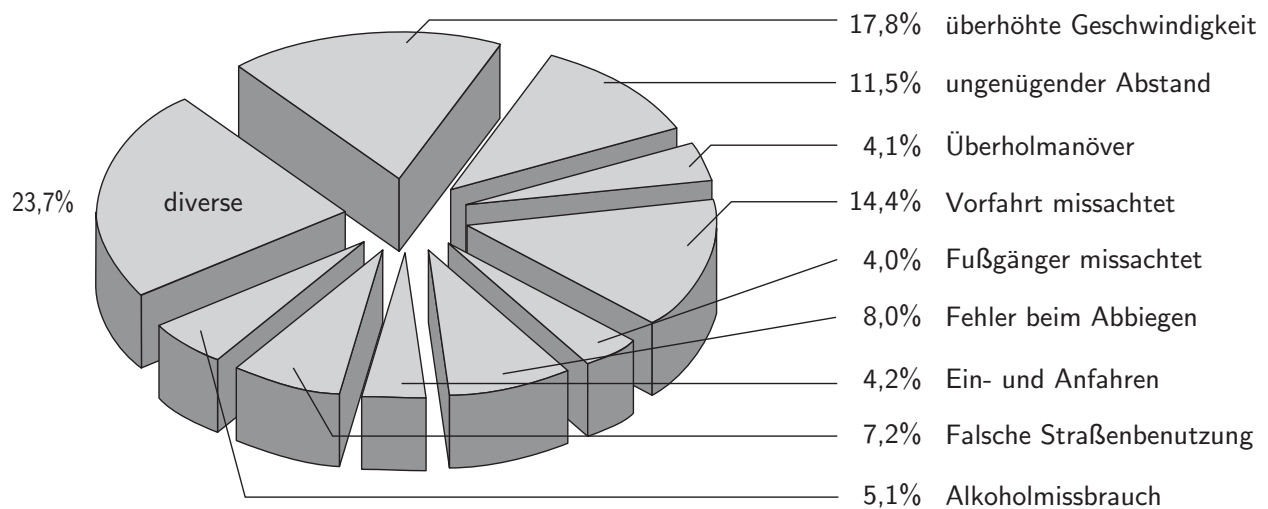


Bild 1.2: Auf ein Fahrerfehlverhalten zurückgeführte Unfallursachen nach [27]

gilt, die potentiell unfallgefährdeten Verkehrsteilnehmer (hellgrau in Bild 1.1) vor Unfällen zu bewahren.

Von dieser ethischen Motivation einmal abgesehen, zeigt das ständig expandierende Verkehrsaufkommen auch wirtschaftlich einen wachstumsstarken Markt auf, der von den Automobilherstellern und Zulieferern als äußerst gewinnversprechend erachtet wird. Im Jahre 2003 lag der durchschnittliche Wert für Fahrerassistenzsysteme pro verkauftem Fahrzeug in Deutschland bei ca. 900 Euro mit den Schwerpunkten ABS, ESP, Bremsassistent, Reifendruckkontrolle, ACC und adaptives Licht. Nach Prognosen von B&D-Forecast erwartet man im Jahre 2010 einen durchschnittlichen Wert von 3200 Euro und im Jahre 2015 von 4300 Euro pro Fahrzeug [57].

Zu den rentablen Zukunftssystemen werden Objekterkennung/Fußgängerschutz, Unfall-Erkennung, automatische Notbremse, Infrarot-Nachtsicht u. a. gezählt. Der Haupttreiber für das Wachstum dieser Systeme ist die Nachfrage der Käufer, welche nach einer ADAC-Umfrage die Fahrzeugsicherheit an Platz 1 sehen. Ältere Fahrer legen dabei mehr Wert auf Sicherheitssysteme als Jüngere. Aus der demografischen Entwicklung in Deutschland lässt sich ableiten, dass in den nächsten Jahren die Nachfrage an Assistenzsystemen steigen wird [57].

1.2 Zielsetzung

Zum derzeitigen Technikstand kann ein Sensor allein nicht ausreichen, um das komplette Umfeld eines Straßenfahrzeuges zu erfassen. Künftige Fahrerassistenzfunktionen werden ihre Informationen aus einem Netzwerk von zahlreichen Umfellsensoren unterschiedlicher Typen und Hersteller beziehen [34, 56, 55]². Somit ergeben sich Systemstrukturen, die aus der Robotik bereits bekannt sind [74]. Ein Kernelement der Informationsverarbeitung von Multi-Sensor-Netzwerken bildet die Sensordatenfusion (SDF), welche die Aufgabe hat, die Daten der Sensoren

- in ein gemeinsames Objektkoordinatensystem zu übertragen (transformieren),
- in einen zeitlichen Bezug zu setzen (synchronisieren/prädizieren),
- räumlich einander zuzuordnen (assoziiieren) und
- zu verschmelzen (fusionieren),

um den Assistenzfunktionen eine konsistente Fahrzeugumgebung präsentieren zu können [7, 10, 12]. Im Rahmen des Datenfusionsprozesses ist oftmals so viel modellbasiertes Wissen und Redundanz vorhanden, dass es sich anbietet, in dieser Struktur neben der Bildung von Objekten auch die Überwachung von Sensorfehlern zu integrieren. Das Prinzip der Sensorfehlerüberwachung beruht darauf, die erwarteten Messwerte eines Sensors durch diversitäre Modelle zu schätzen. Ein Vergleich der Sensormesswerte mit den prädizierten Schätzungen ermöglicht die Entscheidung, ob stochastische Messunsicherheiten oder Sensorfehler vorliegen. Um die Sicherheit von Assistenzfunktionen zu gewährleisten, können so Degradationsmaßnahmen eingeleitet werden [55].

Diese Arbeit widmet sich der Grundlagenforschung für zukünftige Multi-Sensor-Plattformen. Es gilt die Frage zu erörtern, welche Zuordnungs- und Fusionsverfahren sich für eine Multi-Sensor-Datenfusion (MSDF) auf Objektebene eignen. Erstmals in der Literatur werden diese Verfahren unter den Kriterien Komplexität und Speicherbedarf miteinander verglichen. Methodisch wird in den Schritten

- Auswahl vergleichbarer Zuordnungs- und Fusionsverfahren,
- Implementierung in Matlab,
- Anwendung von Gütekriterien und
- Vergleichsverfahren anhand von Simulationen und Fahrversuchen

²Aus wirtschaftlichen Gründen werden dabei stets so wenig Sensoren wie möglich zur Erfüllung der gewünschten Funktionsanforderung eingesetzt werden.

vorgegangen.

Die Untersuchungen selbst sind theoretischer Natur. Deren Ergebnisse werden praktisch am Beispiel eines Multi-Sensor-Netzwerkes (MSN), bestehend aus einem Video- und drei Fernbereichsradarsensoren, verifiziert.

Der wissenschaftliche Erkenntnisgewinn liegt im objektiven Vergleich der Verfahren anhand von Gütekriterien, der als Grundlage für die Verfahrensauswahl zukünftigen Systemarchitekturen dienen kann.

Die zweite Fragestellung, der sich diese Arbeit widmet, ist die robuste Erkennung und Kalibrierung von Fehlern der Umfeldsensoren. Vor dieser Problemstellung stehen alle Systeme, die Daten unterschiedlicher Sensoren verarbeiten. Bezogen auf den Automobilbereich ist zu diesem Thema keine umfassende Veröffentlichung zugänglich. Hersteller von Umfeldsensoren stehen vor dem Problem, dass die exakte Ausrichtung der Sensoren eine messtechnisch schwierig zu bestimmende Größe ist, die sich mit den Betriebsstunden eines Fahrzeuges beachtlich verändern kann. Um Dejustagefehler gering zu halten, werden die Sensoren im Rahmen der Serviceinspektion regelmäßig mit spezieller Messtechnik justiert [13, 29, 40, 65].

Die vorliegende Arbeit beschreibt die Entwicklung eines innovativen Verfahrens zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung im laufenden Betrieb. Das methodische Vorgehen gliedert sich in die Punkte

- Literaturrecherche in verwandten Einsatzgebieten von Umfeldsensoren (Robotik, Automatisierungstechnik),
- Anwendung der Ansätze auf die vorliegende Problematik,
- Neuentwicklung zweier Kalibrierverfahren, zugeschnitten auf das Multi-Sensor-Netzwerk aus Video- und Radarsensoren in Matlab, anhand von Simulationen,
- Umsetzung der Verfahren in einem echtzeitfähigen Softwaremodul zur Sensorüberwachung und -kalibrierung,
- Aufzeichnung von Realfahrten,
- Anwendung und Bewertung der Algorithmen.

Der Erkenntnisgewinn liegt hierbei in den Algorithmen zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung, die sich durch ihre allgemein gültige modulare Struktur auf weitere Kombinationen von Umfeldsensoren übertragen lassen.

1.3 Gliederung

Die Verzahnung der nachfolgenden Kapitel visualisiert Bild 1.3.

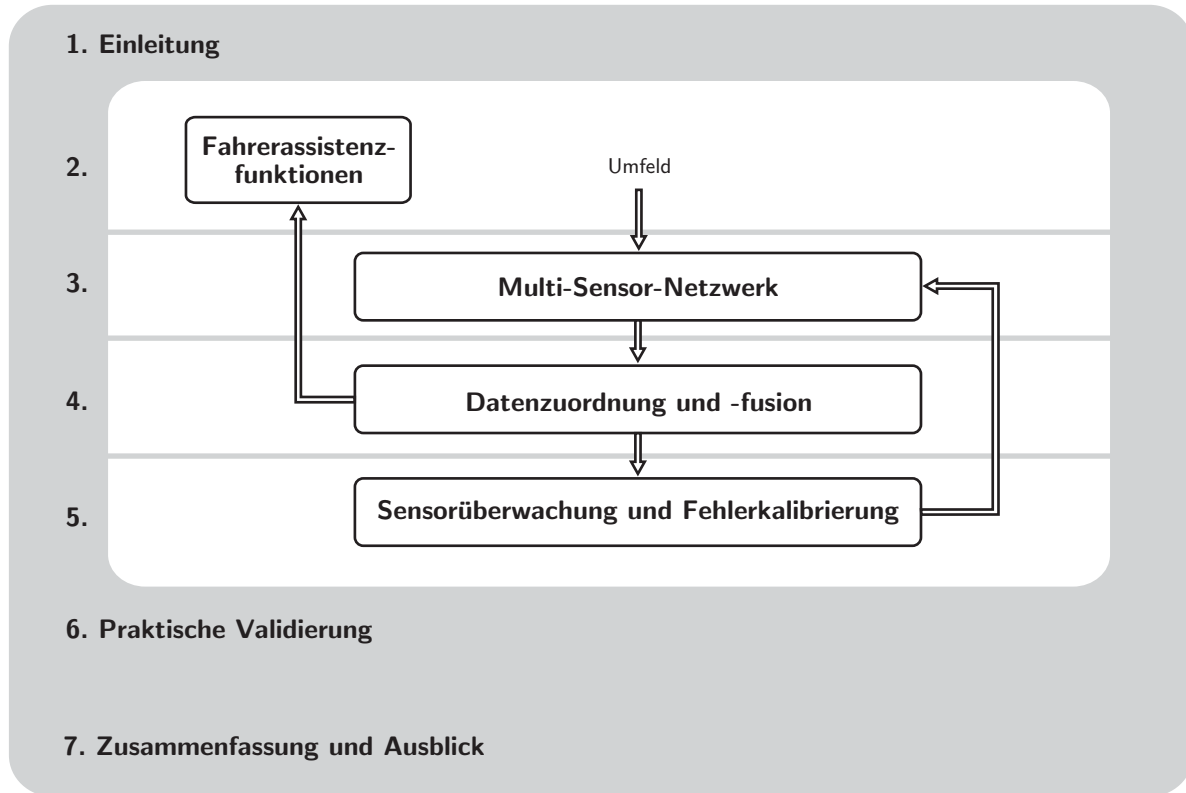


Bild 1.3: Kapitelübersicht

Im Anschluss an diese Einleitung gibt Kapitel 2 eine Übersicht über Forschungsaktivitäten auf dem Gebiet der Fahrerassistenzsysteme. Nach einem Blick auf die historische Entwicklung von Komfort- und Sicherheitssystemen im Kraftfahrzeug wird ein Überblick der zukünftigen Systeme gegeben. Hierzu wird der Informationsbedarf zur Realisierung der Funktionen den Fähigkeiten aktueller automobiltauglicher Sensorsysteme gegenüber gestellt. Dies ermöglicht für eine gewünschte Assistenzfunktion das auf dem heutigen Kenntnisstand optimale Multi-Sensor-Netzwerk zusammen zu stellen. Die ausführliche Einleitung schließt mit einer Beschreibung einer Architektur mit der sich die Informationen für die Assistenzfunktionen zuverlässig aus den Sensormessungen gewinnen lassen.

Kapitel 3 geht sensorseitig auf diese Architektur ein, indem exemplarisch für den verwendeten Versuchsträger die Messkette von der Messdatenaufzeichnung bis hin zur Sensordatenfusion beschrieben wird.

Das 4. Kapitel fokussiert gängige Verfahren zur Datenzuordnung und -fusion. Diese werden beschrieben und in Hinblick auf Komplexität, Aufwand und Güte im Vergleich untersucht.

Die an einem Kraftfahrzeug verbaute Umfeldsensorik unterliegt prinzipbedingt Einbautoleranzen, die sich durch die Koordinatentransformation als Fehler bis in das Fusionsergebnis fortpflanzen können. Im 5. Kapitel werden Verfahren zur Sensorfehlerüberwachung und Fehlerkalibrierung vorgestellt und deren Eigenschaften anhand von Simulationen untersucht.

Kapitel 6 validiert die in Kapitel 5 aufgestellten Konzepte anhand von Langzeitfahrten mit dem in Kapitel 3 vorgestellten Versuchsträger und stellt die Ergebnisse übersichtlich dar.

Die Zusammenfassung im letzten Kapitel schließt mit einem Ausblick auf den weiterführenden Nutzen der Forschungserkenntnisse.

Die verwendeten Fachbegriffe werden im Glossar erläutert.

2 Fahrerassistenzsysteme

2.1 Historie

Die geschichtliche Entwicklung des Kraftfahrzeuges lehrt, dass sich die Bemühungen der Ingenieure nicht allein auf die Optimierung von Leistung, Geschwindigkeit und Effizienz konzentrierten, sondern stets auch auf Komfort, Sicherheit und Wirtschaftlichkeit. Damit eng verbunden ist der Grad der Automatisierung.

Zu den ersten Komfortsystemen zählen die automatische Zündung und der elektrische Anlasser, welche Anfang des 20. Jahrhunderts eingeführt wurden. Ein exponentieller Anstieg der Zahl automatisierter Systeme stellte sich auch in der Automobilindustrie mit der Entwicklung der Mikrorechner Ende der 60er Jahre ein. Die Komfort- und Sicherheitssysteme des 21. Jahrhunderts tragen die Bezeichnung „Fahrerassistenzsysteme“. Dieses soll verdeutlichen, dass der Fahrer nicht seiner Aufgabe als Fahrzeugführer enthoben wird, sondern lediglich durch moderne Elektronik unterstützende Hilfe erfährt. Vielleicht sollte man schreiben „noch nicht“, denn ein Streben nach autonomer Fahrzeugführung zeichnet sich bei deutschen Automobilherstellern durchaus ab [10,71]. Tabelle 2.1 zeigt einen Ausschnitt der eingeführten Komfort- und Sicherheitssystemen des vergangenen 100 Jahre [49].

Die ersten Sicherheitssysteme waren passiver Natur. Preston Tucker rüstete bereits 1948 seine Tucker-Torpedo mit einem Zweipunktgurt aus. Es dauerte jedoch noch weitere 9 Jahre bis zur Serieneinführung. Der Vorreiter für den Einsatz von Gurten in der Fahrzeugtechnik war Volvo. Im Jahre 1958 patentierte Volvo den von Nils Bohlin entwickelten Dreipunktgurt. Diese Erfindung wurde 1985 vom Deutschen Patentamt als eine der acht Erfindungen ausgewählt, die der Menschheit in den letzten 100 Jahren den meisten Nutzen gebracht haben [78].

Tabelle 2.1: Deutsche Markteinführungen von Komfort- und Sicherheitssystemen nach [49]

Jahr	Bezeichnung	Abkürzung
1912	Automatische Zündung	AZ
1913	Anlasser	
1921	Scheibenwischer	
1930	Bremskraftverstärker	
1954	Automatikgetriebe	
1955	Abblendbare Innenspiegel	
1956	Blinker	
1958	Servolenkung	
1962	Geschwindigkeitsregelanlage	GRA
1963	Zentralverriegelung	
1963	Klimaanlage	
1977	Geschwindigkeitsabhängige Lenkhilfe	
1978	Elektronisches Antiblockiersystem	ABS
1978	Klimaautomatik	
1981	Service-Intervall-Anzeige	
1985	Hydraulisches ABS	
1986	Intervallscheibenwischer	
1987	Antriebsschlupfregelung	ASR
1989	Automatisch abblendende Spiegel	
1993	GPS basiertes Navigationssystem	Navi
1994	Elektronisches Traktionssystem	ETS
1995	Elektronische Einparkhilfe	PDC
1995	Elektronisches Stabilitätsprogramm	ESP
1995	Regen-/Lichtsensoren	RLS
1996	Bremsassistent	BA
1997	Stabilisationssystem	
1998	Telematik-Systeme	E-Call
1998	Dynamisches Navigationssystem	XNavi
1999	Automatische Distanzregelung	ADR
1999	Adaptive Cruise Control	ACC
2001	Linguatronic	
2001	Online basierte Informationsdienste	
2002	Überroll-Schutzsystem	ROPS
2002	Spurhalteassistenten	AFIL, HC
2003	Adaptive Lichtregelung	ALR
2003	Abstandswarnung	FCW
2003	Bremskraftanzeige	BFD
2004	Seitenwindregelung	ESP+
2004	Pre-Collision-System	PCS
2004	Reifendruckkontrolle	TPM
2004	Frontkameranavigation	FKS
2004	Spurverlassenswarnung (Infrarot)	LDW

Moderne Fahrzeuge verfügen serienmäßig über die passiven Sicherheitssysteme

- deformierbare Lenkräder mit ausklinkbaren Lenksäulen,
- Gurtstraffer,
- Insassenairbag (Front und Seite),
- Knautschzone,
- Seitenaufprallschutz,
- Sicherheitskopfstütze,
- Überrollbügel

und zahlreiche konstruktive Maßnahmen zum Unfallgegnerschutz. Bild 2.1 schematisiert die Ablaufphasen eines Verkehrsunfalles nach [34]. Alle beschriebenen passiven Sicherheitssysteme wurden konzipiert, um Unfallteilnehmer während der Kollision (In-Crash Phase) zu schützen.

Aktive Systeme hingegen wirken sich auf die drei Phasen vor einem Unfall aus und zielen darauf ab, diesen zu vermeiden oder abzuschwächen. Beispiele hierfür sind das Antiblockiersystem (ABS), die Antriebsschlupfregelung (ASR) und das Elektronische Stabilitätsprogramm (ESP).

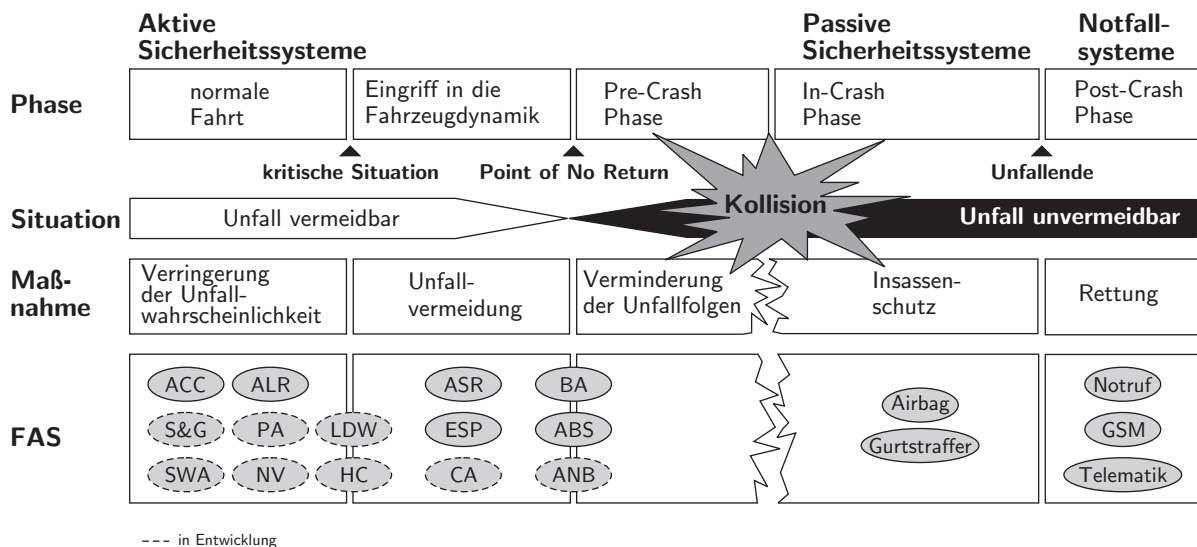


Bild 2.1: Auswirkung von Sicherheitssystemen auf Unfallphasen nach [34]

Neben Komfort und Sicherheit widmet sich die dritte Kategorie von Fahrerassistenzsysteme der Wirtschaftlichkeit von Fahrzeugen. Mit allgemein stetig steigenden Betriebskosten sind eine Vielzahl von Kunden an einer verbrauchs- und verschleißarmen Nutzung ihres Luxusgutes interessiert. In diesem Bereich sollen der

- Verbrauchs-
- Gang- und
- Verschleißassistent sowie die
- Adaptive Getriebesteuerung (AGS)

den Fahrer unterstützen.

Der Fokus des Folgeabschnitts liegt auf neu entwickelten Assistenzsystemen zur Erhöhung von Komfort und Sicherheit im Straßenverkehr.

2.2 Zukünftige Entwicklungen

Zukünftige Fahrerassistenzsysteme lassen sich, in die Gruppen

- Fahrerzustandsüberwachung,
- Wahrnehmungshilfen,
- Assistenzfunktion und
- Kollisionsvermeidung

unterteilen, wobei die Übergänge fließend sind. Der Grad der Automatisierung geht von Informationen über Warnung bis hin zur automatischen Unfallvermeidung. Der Fahrer¹ soll durch Fahrerassistenzsysteme in seinen Fähigkeiten unterstützt werden. Einerseits wird er überwacht, und sobald er Schwächen (z. B. Müdigkeit) zeigt, versucht das System seine Aufmerksamkeit zu wecken. Andererseits wird er durch Technik unterstützt, sei es bei schlechter Witterung, Nacht oder in schlecht einsehbaren Bereichen des Fahrzeugs.

Die Assistenzfunktionen überwachen das Fahrzeugumfeld und führen Manöver aus, die den Fahrer entlasten sollen, so dass dieser sich uneingeschränkt auf die Einschätzung des Verkehrs konzentrieren kann. Gerät das Fahrzeug dennoch in eine kritische Situation, greifen die kollisionsvermeidenden FAS ein und versuchen das Kfz in einen stabilen Zustand zu führen. Je sicherheitskritischer ein System, desto komplexer ist seine Realisierung.

¹Der Begriff Fahrer soll Personen beider Geschlechter vereinen.

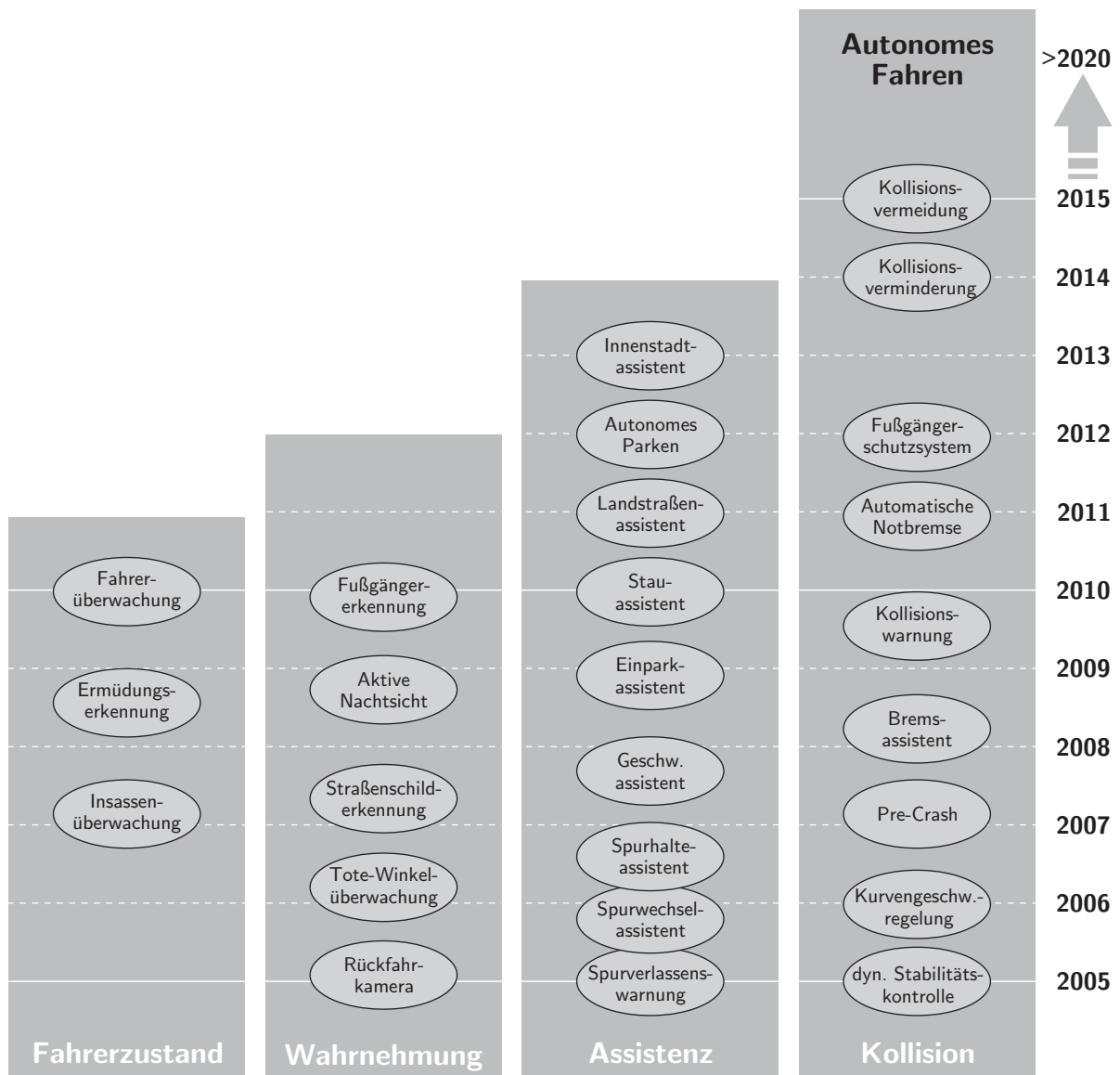


Bild 2.2: Vision der Assistenzfunktionen zukünftiger Kraftfahrzeuge

Bild 2.2 gibt einen Ausblick auf die Assistenzsysteme, mit denen sich die Vor- und Serienentwicklung deutscher Automobilhersteller und -zulieferer derzeit beschäftigen, und wann sie voraussichtlich am Markt eingeführt werden. Alle Systeme und Funktionen, die sich hinter den Begriffen verbergen, werden in Anhang B.1 ausführlich beschrieben und den gängigen Akronymen zugeordnet. Die babylonische Vielfalt an Bezeichnungen und entsprechenden Abkürzungen für gleichartige Systeme ist ein Hinweis darauf, dass sich die unterschiedlichen Entwickler weder auf eine gemeinsame Sprache noch Benennung einigen können. Vielfach lassen sich die Konzerne die Bezeichnungen auch lizenzrechtlich schützen, so dass Mitbewerber gezwungen sind, auf andere Namen auszuweichen. Aufgeführt sind die in der Literatur am

häufigsten vorkommenden Bezeichnungen und Abkürzungen. Haben sich englische Begriffe etabliert, wie z. B. „HC“ für Heading-Control, wird zum besseren Verständnis die deutsche Bezeichnung „Spurhalteassistent“ aufgeführt. Eine komplette Übersicht der verwendeten Kürzel findet sich im Abschnitt „Abkürzungen und Symbole“. Bei den Jahresangaben handelt es sich um Vorankündigungen, die je nach Hersteller variieren können.

Kombiniert beschreiben diese Fahrerassistenzfunktionen ein rundum „sensitives“ und damit sicheres Fahrzeug. In Bild 2.3 wurden exemplarisch die Arbeitsbereiche einiger FAS überlagert, um den geschlossenen Sicherheitsgürtel um das Fahrzeug darzustellen.

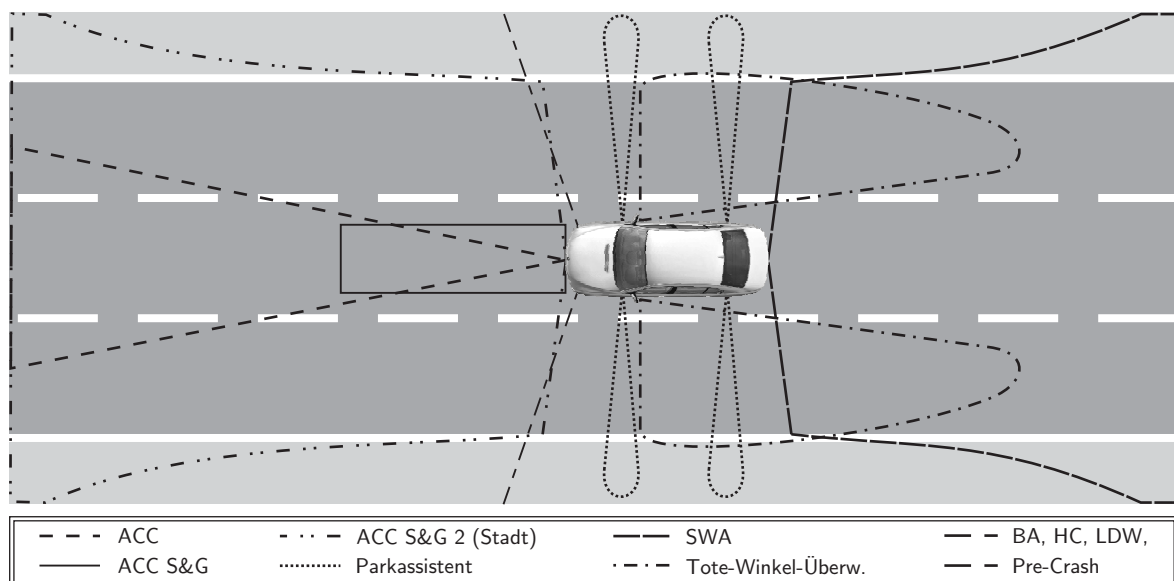


Bild 2.3: Vision des rundum sensitiven Fahrzeugs

Dies soll verdeutlichen, dass zukünftige Sicherheits- und Komfortsysteme aufgrund ihrer Komplexität hohe Anforderungen an die Sensorik stellen, denn diese Funktionen lassen sich nur mit präzisen und zuverlässigen Informationen über den Egofahrzeugzustand und das Umfeld realisieren.

2.2.1 Informationsbedarf der Assistenzsysteme

Aus Sicht der Sensorik, lassen sich Fahrerassistenzsysteme in zwei Kategorien unterteilen.

Die bisherigen Generationen aktiver Systeme verarbeiten Egofahrzeugparameter, um spezifische Funktionen auszuführen. Ein Beispiel hierfür ist der 1975 vorgestellte Tempomat.

Hierbei handelt es sich um einen Fahrgeschwindigkeitsregler, der eine vom Fahrer gewählte Geschwindigkeit solange konstant einhält, bis durch Bremsen oder Kuppeln das System in den manuellen Modus zurückkehrt. Diese Komforteinrichtung ist besonders einfach in Verbindung mit einem installiertem E-Gas realisierbar und kommt ohne die Kenntnis des Fahrzeugumfeldes aus.

Die zweite Kategorie von Assistenzsystemen benötigt neben den Egodaten zusätzlich Umfeldinformationen. Als Beispiel hierfür dient die Weiterentwicklung des Tempomaten, der Adaptive Fahrgeschwindigkeitsregler der ersten Generation, welcher zu Beginn dieses Millenniums erstmals auf dem Markt erschien. Neben der Geschwindigkeit wird vom ACC automatisch der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug geregelt. Hierbei wird in das Brems- und Motormanagement eingegriffen, um dem Fahrer den Komfort einer entspannten Autobahnfolgefahrt zu ermöglichen. Objekte werden hierzu aus den Sensordaten extrahiert, klassifiziert und entsprechend der gewünschten Komfortfunktion für die Ansteuerung der Fahrzeugaktuatorik verwendet.

Zukünftige Generationen nutzen nicht nur die Informationen eines Sensors, sondern fusionieren unterschiedliche Sensortypen (multisensorischer Ansatz). Auf das Sensorfusionsergebnis können komplexe Systeme aufsetzen. Diese haben die Aufgaben

- Informationen zu erfassen, zu klassifizieren und zu bewerten,
- Umfeldhypothesen zu erstellen,
- Entscheidungen zu treffen und
- gegebenenfalls den Fahrzeugführer zu warnen oder
- in die Fahrdynamik einzugreifen.

Um Entscheidungen fällen zu können, müssen dem FAS Informationen über

- Fahrbahn,
- Umfeldobjekte,
- Egofahrzeug und
- den Fahrer selbst

hinreichend genau vorliegen.

In heutiger Zeit sind Fahrerassistenzsysteme mit Blick auf das sensible Thema Unfallhaftung stark komfortbetont und können jederzeit vom Fahrer übersteuert werden. In Zukunft werden

sie deutlich stärker auf Sicherheitsfunktionen ausgerichtet sein. Der Unterschied besteht in Signalqualität und -umfang [35, 55].

Zur Verdeutlichung, dass komplexe Assistenzfunktionen auf die Daten eines Multi-Sensor-Netzwerks angewiesen sein werden, stellt Bild 2.4 den Informationsbedarf von Assistenzfunktionen den Beiträgen gängiger Umfeldsensortypen gegenüber.

Information		Sensor										System										Assistenz				Kollision	
		Ego-Sensoren	Ultraschall	Nahbereichsradar	videokamera	Laserscanner	Mehrstrahlradar	Nah-Infrarot	Fernbereichsradar	Navi + Dig. Karte	Telemetriedienste	ACC	ACC S&G	ACC S&G 2	HC	Parkassistent	Speed Pilot	SWA	abstandsger. BA	ANB	Kollisionswarner						
Fahrer	Absicht	-		○								○	○	○	○	*	○	○	○	○							
	Zustand	-		+										*	*		*										
Straße	Fahrspur			+			○		○			*	*	○	+		○	*	+	*							
	Kreuzung			-					+	○				○	*		*										
	Markierungen			○			○		○					○	○		○										
	Parklücke	○		○	○	-									+												
	Typ			-					+	○		*	*		*	○	*										
Objekte	Verkehrszeichen			+					+	○			+			○	*										
	Absicht									○		*	*	○						○	*						
	vorn fern			-		○	○	○		○		○	○	○					○	○	○						
	vorn nah	○	+	○	+	+	+	○					+	+					○	+	+						
	hinten	○	+	○	○	○	○	○											○								
	seitlich	○	+	-	+	○	○								+												
	Geschwindigkeit	○	+	-	-	-	-	+	○			○	○	○				○	+	○							
	Größe			+	+				+				+	+				○	+	*							
	Längsposition	+	○	○	○	○	○	○	○			○	+	+				+	+	+							
	Querposition	-	-	+	+	+	+	-	○			○	+	+				○	+	○							
	Typ			○					+				*	*	*			○									
Ego	Bewegung	○										○	○	○	○	○	○	○	+	○							
	Zustand	○										○	○	○	○		○	○	○	*							

Informationsbeiträge von Umfeldsensoren:
+ hochwertig ○ ausreichend - gering

Informationsbedarf von Assistenzfunktionen:
+ hoch ○ normal * optional

Bild 2.4: Sensorinformationen gegenüber dem Bedarf von Assistenzfunktionen nach [55]

Es folgt ein Beispiel zum Umgang mit Bild 2.4. Besteht der Wunsch einen Parkassistenten zu realisieren, so benötigt das System zuverlässige Informationen darüber, ob sich an einer Straße gegenwärtig Parklücken befinden. Diese Information liefern Ultraschall-, Video- und

Lasersensoren mit ausreichender Genauigkeit. Zur Vermessung einer Lücke müssen Objekte seitlich des Fahrzeugs mit hoher Zuverlässigkeit erkannt werden. Hierfür bieten Nahbereichsradarsensoren und Laserscanner hochwertige Informationen. Ultraschall-, Mehrstrahl-Lidar und Nahbereichs-Infrarotsensoren detektieren seitliche Objekte hingegen mit hinreichender Genauigkeit. Die für einen Parkassistenten notwendige Fahrzeugegobewegung lässt sich aus den Egosensoren berechnen. Technisch gesehen erfüllen Laserscanner und Ultraschallsensoren alle Anforderungen des Parkassistenten an die Umfeldsensorik. Bezieht man zusätzlich die Kosten für die Sensoren mit in die Auswahl ein, fällt die Wahl voraussichtlich auf Ultraschallsensoren.

Zusätzlich lässt sich dieser Tabelle entnehmen, wie flexibel sich Sensoren für multiple Anwendungen einsetzen lassen. Die Betrachtung des Videosensors zeigt, dass dieser einzelne Sensor mit unterschiedlichen Softwarevarianten ein Bukett an Informationen bieten kann. Diese Vielfältigkeit kann u. A. einen höheren Anschaffungspreis rechtfertigen.

Nachdem der Informationsbedarf von Fahrerassistenzsystemen dargestellt wurde, beschreibt der nachfolgenden Abschnitt automobiltaugliche Sensortechnologien.

2.2.2 Multi-Sensor-Netzwerke

Im Automobilbereich haben sich bislang die Sensortypen

- Fahrzeugegosensoren,
- Ultraschall,
- 24 GHz Nahbereichsradar,
- 77 GHz Fernbereichsradar,
- LIDAR,
- Videokamera,
- Satellitennavigation und
- Telemetriedienste

etabliert. Um ein effektives Multi-Sensor-Netzwerk aufzubauen, sollten Sensoren verwendet werden, die sich hinsichtlich ihrer Eigenschaften ergänzen. Die im Automobilsektor am häufigsten verwendeten Sensortechnologien werden im Folgenden kurz erläutert. Bild 2.5 gibt einen detaillierten Überblick über die im automotive Bereich eingesetzten Sensorprinzipien

und bewertet deren Eigenschaften in den Abstufungen „gut“, „durchschnittlich“ und „mangelhaft“. Die Sensortypen sind von links nach rechts entsprechend ihrer Reichweite sortiert.

	<i>Ultraschall</i>	<i>Nahbereichsradar</i>	<i>Videokamera</i>	<i>Laserscanner</i>	<i>Mehrstrahlidar</i>	<i>Nah-Infrarot</i>	<i>Fernbereichsradar</i>	<i>Fern-IR</i>	<i>Navi + Dig. Karte</i>	<i>Telemetriedienste</i>
Reichweite in m	4	30	60	80	150	150	200	300	bel.	bel.
Verfahren	aktiv	aktiv	passiv	aktiv	aktiv	aktiv	aktiv	passiv	passiv	aktiv
Longitudinale Messgenauigkeit	+	○	○	+	+	○	○	–	○	
Laterale Messgenauigkeit	–	–	+	+	+	+	–	+	○	
Schlechtwetterverhalten	○	+	–	○	○	+	+	○	+	+
Verhalten bei Nacht	+	+	–	+	+	+	+	+	+	+
Verbaubarkeit	+	+	○	–	○	○	○	–	+	+
Kosten	gering	mittel	mittel	hoch	mittel	mittel	gering	hoch	mittel	gering

Eigenschaften: + hoch, gut ○ durchschnittlich – gering, mangelhaft

Bild 2.5: Übersicht der Eigenschaften von Umfeldsensoren nach [79]

Fahrzeugegosensoren

Der Fahrzeugzustand wird aus den Informationen der im Fahrzeug verbauten Egosensoren (Rad-, Lenkwinkel-, Beschleunigungs-, Gierraten-, Bremsdruck-, Gaspedal-, Drehzahlsensoren u.v. m.) gekoppelt mit Schalterstellungen gewonnen. Diese Daten sind größtenteils als Botschaften der Steuergeräte auf dem CAN-Bus verfügbar.

Egosensoren können zusätzlich zum Fahrzeugzustand durch Sensierung der Bedienhandlungen, z. B. die Betätigung von Blinker, Gas, Bremse, Geschwindigkeitsvorgaben oder Routenwahl, Aufschluss über die Absichten eines Fahrers geben.

Ultraschall

Rückfahr- und Einparkhilfen nutzen heutzutage akustische Sensoren (Ultraschall) für die Abstandsmessung in einer Reichweite von 0,5 m bis 4 m. Analog zum Echolotverfahren sendet diese Sensorklasse Ultraschallimpulse mit einer Frequenz von ca. 40 kHz und misst die Zeitdauer bis zum Eintreffen der von Hindernissen reflektierten Echoimpulse. Der Abstand zum nächstgelegenen Hindernis ergibt sich aus der Laufzeit des zuerst eintreffenden Echoimpulses und der Schallgeschwindigkeit in Luft mit ca. 340 m/s. Ultraschallsensoren haben eine hohe Akzeptanz gefunden und sind trotz der optischen Veränderung der Stoßfänger mittlerweile weit verbreitet. Die Laufzeit des Signals wird bei Annäherung an ein Hindernis ausgewertet und dem Fahrer akustisch oder optisch angezeigt. Dr. Pruckner von der BMW²-Forschung wies beispielsweise eindrucksvoll nach, wie mit zwei orthogonal zueinander im rechten vorderen Bereich der Stoßfängers verbauten US-Sensoren nach dem Kreuzkeulenprinzip eine Längsparklücke im Vorüberfahren mit bis zu 30 km/h inklusive Bordsteinkante hinreichend genau vermessen werden kann, um einen 7er-BMW rückwärts autonom in weniger als 4 s einzuparken [63].

24 GHz Nahbereichsradar

Bei einem Seiten- oder Frontalaufprall von Kompaktfahrzeugen steht den Sicherheitssystemen extrem wenig Zeit zur Verfügung (bei 50 km/h ca. 5 ms), um einen Airbag zwischen Aufprallzone und Insasse zu schieben. In solch einem Fall muss die Sensierung extrem schnell erfolgen, da an diesen Stellen nur wenig verformbare, Energie aufnehmende Fahrzeugteile zur Verfügung stehen. Es wäre ein großer Vorteil, den Aufprall bzw. die Schwere des Aufpralls schon mit höchster Sicherheit vor der ersten Berührung vorhersagen zu können. Vorrangig für diesen Zweck wird an Nahbereichsradarsensoren (Short-Range-Radar, SRR) gearbeitet. Mikrowellensensoren der Frequenz 24 GHz haben einen Messbereich von 0,2 m - 30 m mit einer Messgenauigkeit von $\pm 0,02$ m. Die Pulsweite beträgt 300 ps und ein Messzyklus 10 ms. Der Sensor ist mehrzielfähig. Die abgestrahlte Leistung ist mit einem Mittelwert weit unter 1 mW äußerst gering. Der Öffnungswinkel beträgt $\pm 45^\circ$ horizontal und $\pm 15^\circ$ vertikal. Er kann durch die Verwendung dielektrischer Linsen vor dem Sensor variiert werden. 24 GHz-Technik kann eingesetzt werden, um einen Sicherheitsgürtel flächendeckend rund um das Fahrzeug zu realisieren.

²Bayrische Motoren Werke AG.

77 GHz Fernbereichsradar

Ein Fernbereichssensor mit einer Reichweite von bis zu 200 m basiert auf 77 GHz Radartechnologie³. Die schmale Radarkeule mit einem Öffnungswinkel von beispielsweise $\pm 4^\circ$ tastet den Raum vor dem Fahrzeug ab und ermittelt den Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug. Der Sensor ist mehrzielfähig und kann gleichzeitig den Abstand (über die Laufzeit) und die Relativgeschwindigkeit (über den Dopplereffekt) messen. Die Winkelinformation gewinnt der Sensor aus der Auswertung dreier Radarkeulen. Jede Keule hat ein charakteristisches Antennendiagramm. Um einen horizontalen Winkelbereich von 8° abzudecken, werden drei parallel angeordnete Radarkeulen mit einer Halbwertsbreite von $\pm 2^\circ$ verwendet. Da ihr Antennendiagramm jeweils in einem anderen Winkelbereich sensitiv ist, lässt sich aus dem Vergleich der Amplituden für ein Signalecho in den verschiedenen Radarkeulen auf den Einfallswinkel der Welle schließen [13].

Videokamera

Bildgebende Sensoren verarbeiten passiv das sichtbare Licht bis hin zum nahen Infrarotbereich (Wellenlänge ca. $1\text{ }\mu\text{m}$) und sind somit für den Tag- und Nachtbetrieb geeignet. Sie versuchen das menschliche Auge nachzubilden und die damit verbundenen Erkennungsprozesse des Gehirns nachzuempfinden. Die Datenverarbeitung bis hin zur Bildszenenanalyse benötigt aufgrund der komplexen Aufgabenstellung ein hohes Maß an Rechnerleistung. Die zukünftigen Einsatzgebiete von Videosensoren sind vielfältig. Sie reichen von der Überwachung des Fahrzeuginnenraums (Sitzposition, Pre-Crash, Anwesenheit und Größe von Insassen, usw.) bis hin zur Beobachtung der Fahrzeugumgebung (Spurführung, Kollisionsvermeidung, Einpark- und Rückfahrhilfe, Verkehrszeichenerkennung, usw.). Für die Realisierung der FAS-Funktionen gibt es Ein- und Zweikameraansätze auf CCD⁴ oder CMOS⁵-Technologie basierend. Letztere ist herkömmlichen CCD-Sensoren überlegen, da die CMOS-Technologie mit nichtlinearer Luminanzkonversion arbeitet und so einen sehr großen Helligkeits-Dynamikbereich ähnlich dem menschlichen Auge abdeckt. Da die Helligkeit von Bildszenen im Automobilumfeld nicht kontrollierbar ist, reicht der Dynamikbereich herkömmlicher Bildsensoren nicht aus. Auch die Temperaturbeschränkung von CCD-Sensoren auf weniger als 50°C deutet auf eine begrenzte Einsatzfähigkeit im Pkw hin.

³Radar: Radio-Detection-and-Ranging.

⁴Engl.: Charged-Coupled-Device.

⁵Engl.: Complementary Metal Oxid Semiconductor; dt.: komplementäre MOS-Technik.

Light-Detection-and-Ranging (Lidar)

Laserscanner oder Mehrstrahllaser können Abstand und Winkelposition von optischen Reflexionspunkten auf Objekten präzise vermessen, da Laserstrahlung sehr abbildungsscharf ist. Treffen mehrere Strahlen auf ein Objekt, so lassen sich Konturinformationen über die dem Sensor zugewandte Seite gewinnen. Die Trennschärfe ist sehr hoch und Mehrzielfähigkeit ist gegeben. Die Relativgeschwindigkeit der Objekte kann gemessen, oder mit modellgestützten Filtern ermittelt werden.

Je nach Position kann ein Laserscanner mit einem rotierenden Prisma ein Kreissegment beliebiger Größe abtasten. Durch die aufwändige Mechanik für die Prismarotation und die damit verbundenen Kosten werden für den Automobilbereich vorrangig Mehrstrahllaser im nahen Infrarotbereich entwickelt. Der horizontale Öffnungswinkel hängt u. A. von der Anzahl der verwendeten Avalanche Photodioden (APD) ab. Jede Diode sendet in einem Messzyklus von 50 ms einen 1° schmalen Laserimpuls der Dauer 16 ns aus. Ein 16-kanaliger Lidar würde horizontal somit 16° und vertikal 3° mit einer Reichweite von 5 m - 150 m abdecken und sich beispielsweise für eine ACC-Anwendung eignen.

GPS-Navigation & Digitale Karten

Navigationssysteme haben in den vergangenen Jahren eine weite Verbreitung gefunden. Zur Positionsbestimmung wird das Verfahren der Koppelortung eingesetzt, bei dem Wegelemente zyklisch nach Betrag und Winkel aufsummiert (gekoppelt) werden. Hierdurch akkumulieren Fehler, die durch einen ständigen Vergleich der Position mit dem Straßenverlauf einer digitalen Karte⁶ korrigiert werden. Das Satellitenortungssystem GPS⁷ ermöglicht auch nach vorübergehender Fahrt außerhalb des digitalisierten Straßennetzes oder nach Transport des Fahrzeugs mit Schiff oder Bahn eine problemlose Lokalisierung. Für die Koppelortung wurden anfangs zwei Radsensoren zur Ermittlung des Weges und der Richtungsänderung sowie eine Erdmagnetfeldsonde zur Bestimmung der absoluten Fahrtrichtung verwendet. Das GPS dient vorrangig der Korrektur von Sensorfehlern oder um nach Fahrten außerhalb der digitalen Karte die Wiedereinfahrt in das Straßennetz zu finden. Neuere Systeme kommen mit einem einfachen Wegsignal aus, welches für die geschwindigkeitsabhängige Lautstärkeregelung des Autoradios bereits auf dem CAN-Bus verfügbar ist. Die Richtungsänderung wird in neueren Systemkonzepten von einem Drehratensensor bestimmt, und anstelle der Verwendung eines Kompasses wird die absolute Fahrtrichtung aus den GPS-Signalen bestimmt.

⁶Engl.: Map-Matching.

⁷Global-Positioning-System.

Telemetriedienste

Die Verbindung von Fahrerassistenzsystemen und Telemetriediensten bietet eine entscheidende Erweiterung des Informationsmanagements von Verkehrsteilnehmern. Nach dem Prinzip „Sehen mit den Augen anderer“ übermitteln Fahrzeuge in der ersten Ausbaustufe ihre Ego-daten Position, Fahrtrichtung und Geschwindigkeit über Telefon (GSM) an die Verkehrsleitzentrale. Der Zentralrechner wertet die Informationen aus und erstellt präzise Verkehrsinformationen, die anderen Fahrzeugen zur Verfügung gestellt werden. So stehen neben den statischen Verkehrsflusssensoren an Autobahnbrücken zur dynamischen Routenplanung die Verkehrsteilnehmer selbst als Informationsquellen zur Verfügung wodurch sich die Qualität der Verkehrsinformation deutlich erhöht und auf Landstraßen und Städte ausweitet.

In der zweiten Ausbaustufe wird die Infrastruktur der Verkehrszentrale eingespart und durch eine Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation (Ad-Hoc Netze) ersetzt. Bei diesem Konzept tauschen die Fahrzeuge regional untereinander Informationen aus. Empfangsbereite Fahrzeuge werten die Daten aus und senden sie ihrerseits weiter. Auf diese Weise können Navigationssysteme ohne Zeitverzug aktuelle Informationen ihrer Region auswerten und in ihre Routenplanung einbeziehen. So kann sich beispielsweise die Nachricht über regionale Glatteisbildung oder gefährliche Teile auf einer Fahrbahn unverzüglich an die nachfolgenden Fahrzeuge verbreiten, um diese zur Vorsicht zu ermahnen.

Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation kann auch einen wesentlichen Informationsbaustein bei der Einbeziehung von Fahrzeugbewegungen und Verhaltenshypothesen bilden. Eine flächendeckende Einführung ist jedoch wie jede infrastrukturelle Maßnahme ein langwieriger Prozess. Hierauf aufbauende Assistenzsysteme müssen vorerst berücksichtigen, dass nicht jeder Verkehrsteilnehmer diese Informationen zuverlässig zur Verfügung stellt.

Bild 2.3 hat bereits verdeutlicht, dass ein Sensortyp allein nicht ausreicht, um sämtliche gewünschten Applikationen zu realisieren. Für komplexe Fahrerassistenten wird eine Multi-Sensor-Datenfusion benötigt, die Informationen verschiedener Sensoren unterschiedlichen Typs, Funktion und Herstellers miteinander verschmilzt, um ein der Applikation genügendes konsistentes Abbild der Fahrzeugumgebung zu erstellen.

2.2.3 Multi-Sensor-Datenfusion

Eine Multi-Sensor-Datenfusion (MSDF) verbindet unterschiedliche Informationsquellen, bereinigt Fehler, sorgt für Robustheit sowie Redundanz und liefert entsprechend den hinter-

legten Modellannahmen und Hypothesen abgeleitete Informationen und führt diese zu einer Gesamtaussage zusammen [55].

Bild 2.6 zeigt die Architektur einer MSDF. Bisherige Systeme (ACC, SWA, LDW, usw.) sind dahingehend gekapselt, dass Sensoren, Datenfusion, -interpretation und Assistenzfunktion bis auf die Schnittstellen zum Fahrerinformations- und Fahrdynamikmanagement keinen Informationsaustausch mit anderen Systemen aufweisen. Diese Systeme nutzen zwar die Botschaften der Egosensoren auf dem CAN, geben ihre Erkenntnisse jedoch nicht wieder aus. Komplexe Systeme setzen auf die Nutzung von Synergien. Sensorik, Datenverarbeitung, Informationsanalyse und Assistenzfunktion werden zukünftig eigenständige Bereiche mit genormten Schnittstellen sein. Die Multi-Sensor-Datenfusion nimmt in diesem Konzept die zentrale Position der Schnittstelle der Sensoren zu den Applikationen ein. Durch eine konsequente Modularisierung und Einhaltung von Schnittstellennormen lassen sich so schrittweise einfache bis komplexe Fahrerassistenzfunktionen aufbauen.

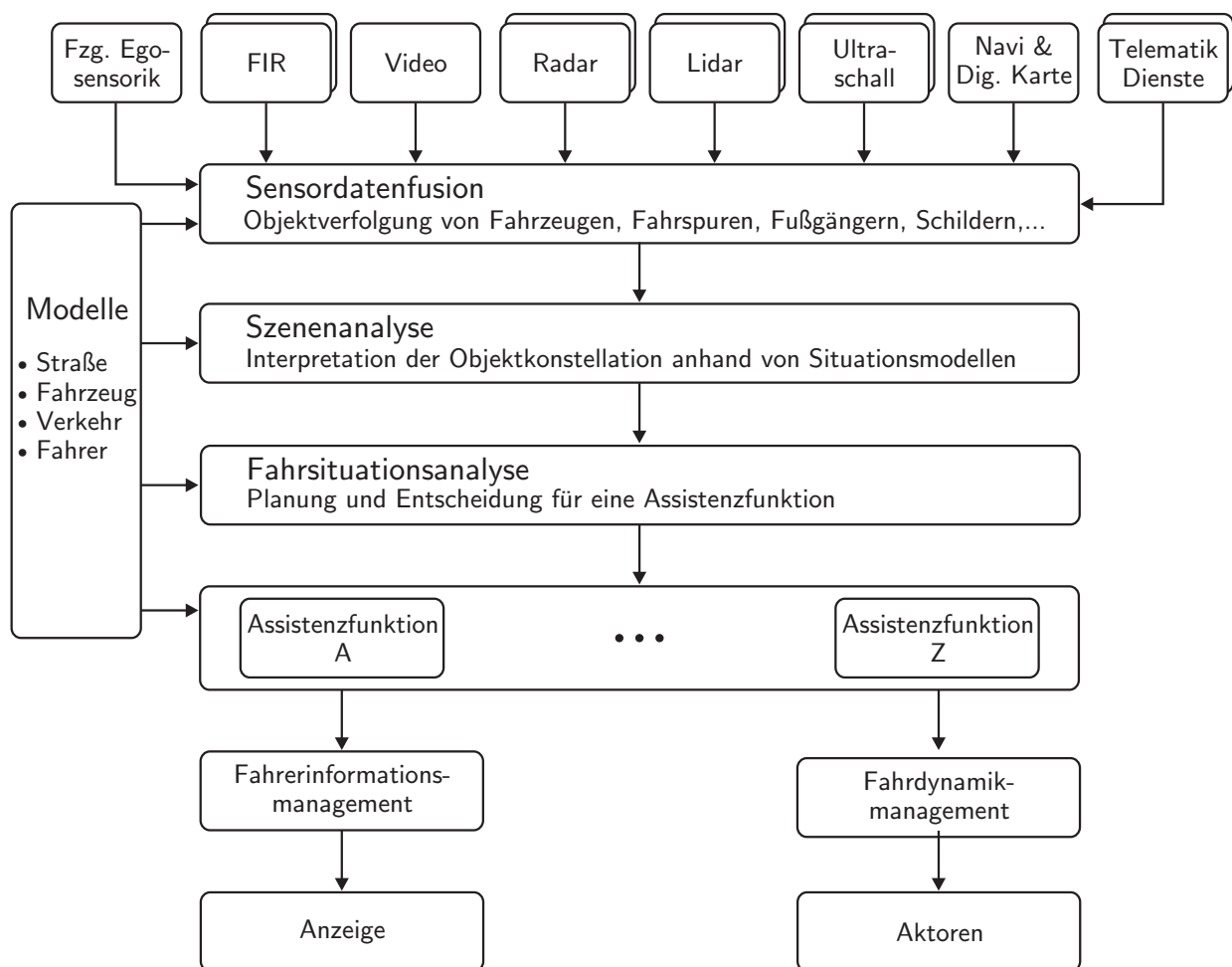


Bild 2.6: Architektur einer Multi-Sensor-Datenfusion

Die Sensoren arbeiten ihre Informationen idealerweise so auf, dass physikalisch normierte Größen in SI-Einheiten den nachfolgenden Schichten zur Verfügung stehen. Eine Datenvorverarbeitung kann Informationen bereits verdichten, muss diesen Vorgang jedoch transparent halten und applikationsunabhängig arbeiten. Übergeordneten Softwareschichten muss zur Aufmerksamkeitssteuerung ein Durchgriff auf die Sensorebene ermöglicht werden. Die MSDF kann als virtueller Sensor betrachtet werden, der niederstufige Informationen zu Hochwertigen verarbeitet. Sensordaten werden vor der eigentlichen Fusion bezüglich der Koordinatensysteme und Zeitbasis angepasst. In dieser Stufe ist spätestens eine Hardwareunabhängigkeit erreicht. In der MSDF werden aus verschiedenen Sensordaten Objekte gebildet. Das Verhalten von Objekten lässt sich über Modelle charakterisieren. Die Objekteigenschaften können sich zeitlich verändern, so dass alle Eigenschaften, die für die chronologische Verfolgung eines Objektes notwendig sind im Begriff Track⁸ zusammengefasst werden.

Das Zuordnungsmodul der MSDF ermöglicht es ungeordnet anfallende Sensordaten einander zuzuweisen, wohingegen das Fusionsmodul die Beschreibungen eines Objektes von mehreren Sensoren zusammenfasst. Die in einen Fusionsfilter eingehenden Filtermodelle sind applikationsabhängig. An dieser Stelle bietet sich an, gleiche Modelle mit applikationsspezifischen Parametern zu verwenden.

Die Konstellation zwischen einer Menge von Objekten und dem Egofahrzeug stellt eine Situation dar. Anhand von Situationsmodellen wird versucht die Konstellation von Objekten zu interpretieren und eine Situationswahrscheinlichkeit abzuleiten. Die Szenenanalyse stellt zentral die Situationsbasis und -interpretation der Fahrsituationsanalyse zur Verfügung. Diese wählt die passende Fahrerassistenzfunktion aus. Diese Funktion erzeugt die entsprechende Aktorikanforderung bzw. Ausgabe über die Mensch-Maschine-Schnittstelle.

Da sich innerhalb der Datenfusion redundantes und modellbasiertes Wissen ansammelt, bietet sich an, hier eine Sensorfehlerüberwachung unterzubringen.

2.3 Forschungsprojekte in Europa

Die rasante Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen lässt sich nicht zuletzt auf den Know-How-Transfer zwischen Automobilherstellern, Zulieferern, Behörden und Hochschulen in zahlreichen europäischen Forschungsprojekten zurückführen. Anhang B.2 gibt einen Überblick der europäischen Forschungsvorhaben der vergangenen 5 Jahre.

⁸Dt.: Spur, Bahn.

2.4 Zusammenfassung

Die Verfügbarkeit von Informationen über die Fahrzeugumgebung ist eine wichtige Voraussetzung für zukünftige Assistenz- und aktive Sicherheitssysteme. Die Ansprüche an Qualität und Verlässlichkeit der Fahrzeugumgebungshypothesen werden steigen. Für die Bereitstellung dieser Informationen bietet sich der Einsatz von Multi-Sensor-Netzwerken an. Deren zentrales Modul ist die Sensordatenfusion. Sie verschmilzt die Informationen verschiedener Sensoren unterschiedlicher Hersteller, um ein Gesamtbild zu erstellen und so Informationslücken zu schließen. Durch die begrenzte Sicht der Sensoren wird es jedoch stets Erfassungslücken geben. Assistenzfunktionen und Informationen sollten so aufeinander abgestimmt sein, dass eine ausreichende Fehlertoleranz bezüglich der Informationen erhalten bleibt.

Die Zusammenarbeit von Hochschulen und Automobilindustrie hat in zahlreichen Forschungsprojekten zur Entwicklung eines Buketts an Assistenzfunktionen geführt, deren technische Machbarkeit anhand von Funktionsmustern erwiesen wurde. Im Bereich der kollisionsvermeidenden Systeme wird beispielsweise bereits an automatischen Ausweichmanövern geforscht, wobei die sichere und eindeutige Situationserkennung, die kurzzeitige Übernahme der Fahrzeugführung sowie die erfolgreiche Rückgabe an den Fahrer die Entwicklungsingenieure noch vor knifflige Aufgaben stellt. Die Frage der Produkthaftung zeigt sich an vielen Stellen als Hindernis, das eine baldige Serieneinführung sicherheitsrelevanter FAS stark bremst. Bei allen Assistenzsystemen ist die Zusammenarbeit von Ingenieuren, Psychologen, Ergonomen und Juristen zwingend notwendig.

Die folgenden Kapitel behandeln die Architektur eines Multi-Sensor-Netzwerkes, die Verfahren zur Sensordatenzuordnung und -fusion sowie die Möglichkeiten einer Softwarelösung zur Kalibrierung dejustierter Umfeldsensoren am Beispiel einer Multi-Sensor-Datenfusion von einer Videokamera mit drei Fernbereichsradarsensoren.

3 Multi-Sensor-Netzwerk

Den Anstoß zur vorliegenden Dissertation gab das zuvor beschriebene Forschungsprojekt. In den drei Projektjahren (10/2001 - 9/2004) war die Datenschnittstelle derart gestaltet, dass der Industriepartner Objektlisten der Sensoren mit einem Versuchsträger aufzeichnete und zur Verfügung stellte. Im ersten Projektjahr wurde anhand dieser Daten die Leistungsfähigkeit und der Aufwand von Zuordnungs- und Fusionsverfahren untersucht. In den zwei Folgejahren flossen die bisherigen Ergebnisse in die Sensordatenfusion mit ein. Darauf aufbauend wurden Verfahren zur Dejustageerkennung von Umfellsensoren entwickelt und erprobt.

Dieses Kapitel beschreibt die dem Forschungsvorhaben zugrunde liegende Messkette im Detail. In Bild 3.1 bezeichnet \mathbf{y}_m die Eingangsgröße und \mathbf{y}_i die entsprechenden Ausgangsgrößen der Messkettenglieder. Messaufnehmer, Umsetzer, Datenerfassung und Datenvorverarbeitung sind in den Sensoren bereits gekapselt.

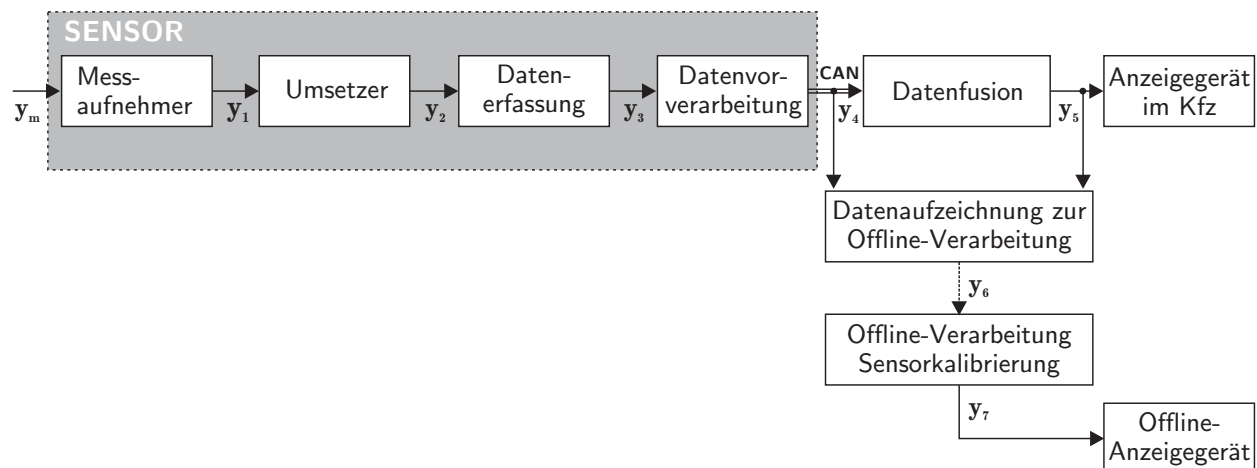


Bild 3.1: Geräteplan zur Datenaufzeichnung

Die Sensoren senden ihre Daten \mathbf{y}_4 über einen CAN-Bus (Controller-Area-Network-Bus) an den Aufzeichnungs- und Auswertecomputer des Versuchsträgers. Dieser verarbeitet die Daten in der Datenfusion und bringt die Ergebnisse auf dem Bildschirm am Beifahrerarbeitsplatz zur Anzeige \mathbf{y}_5 . Für weitergehende Untersuchungen wurden die CAN-Daten \mathbf{y}_4 sowie die

Datenfusionsergebnisse y_5 gespeichert und dem IfR zur Offline-Auswertung in Form einer Datei y_6 zur Verfügung gestellt. Die gewünschten Ausgangsgrößen der Sensorkalibrierung y_7 werden in einer Echtzeitsimulation auf einem Laborrechner zur Anzeige gebracht. Jedes Kettenglied und jede elektrische Verbindung ist aus messtechnischer Sicht stör- und fehleranfällig. Die nachfolgenden Unterkapitel beschreiben die einzelnen Messglieder und beschränken sich bei der Fehlerbehandlung auf die für den vorliegenden Versuchsträger wesentlichen Punkte.

3.1 Versuchsträger



Bild 3.2: Überblick der Sensorik des Versuchsfahrzeugs

Bei dem in Bild 3.2 dargestellten Versuchsträger handelt es sich um einen Mercedes E-290 TD. Am vorderen Stoßfänger befinden sich drei Fernbereichsradsensoren (1), welche das Vorfeld des Fahrzeuges abtasten. Links und rechts des Innenspiegels befindet sich das Stereo-Videokamera System (Video, 2). Alle Sensoren sind mit dem Bordrechner im Kofferraum (4) über einen CAN-Bus vernetzt. Sensordaten und Fusionsergebnisse können dem Beifahrer während der Fahrt auf einem Flachbildschirm (3) angezeigt werden. In Bild 3.3 sind die Positionen der Sensoren eingetragen. Sie lassen sich zwischen Fahrzeugegosensoren und Umfeldsensoren unterscheiden. Die Egosensoren (Beschleunigungs-, Gierraten- und Radsensorik) messen den Fahrzeugzustand, wohingegen die Umfeldsensoren (Radar und Video) Objekte außerhalb des Kfz in Relation zum Fahrzeug detektieren.

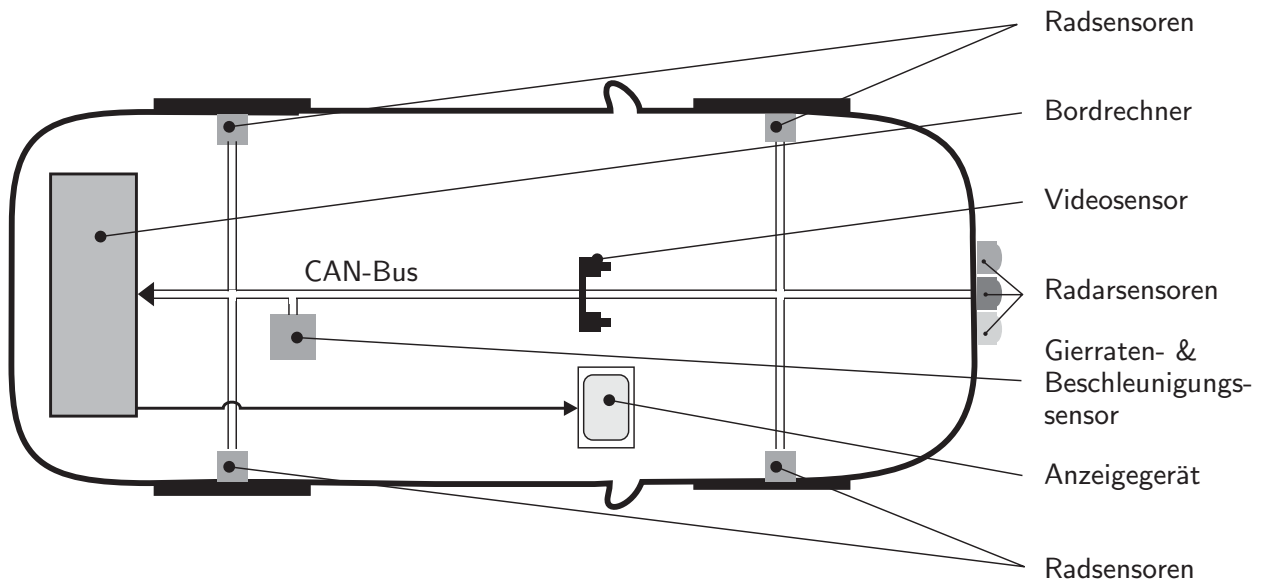


Bild 3.3: Darstellung der Sensorpositionen im Versuchsträger

Die Umfeldsensoren verfügen gemäß Bild 3.1 bereits über eine Datenvorverarbeitung. Sie versenden Objektlisten, bestehend aus den gemessenen Zustandsgrößen in kartesischen Koordinaten, Güteinformationen, Objektnummer und Zusatzinformationen. Für jedes Objekt i lassen sich diese Daten in Form eines Messvektors \mathbf{y}_i

$$\mathbf{y}_i = \begin{pmatrix} Pos_X \\ V_X \\ a_X \\ Pos_Y \\ V_Y \\ a_Y \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

und der dazugehörigen Kovarianzmatrix des Messrauschens \mathbf{R}_i

$$\mathbf{R}_i = \begin{bmatrix} \sigma_{Pos_X}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{V_X}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{a_X}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{Pos_Y}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{V_Y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{a_Y}^2 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

darstellen. In diesen Gleichungen sind Pos_X und Pos_Y die jeweilig gemessenen Objektpositionen, V_X und V_Y die Geschwindigkeiten und a_X und a_Y die Beschleunigungen relativ zum Egofahrzeug. Die σ^2 -Werte in der Kovarianzmatrix \mathbf{R} beziffern die zugehörigen Varianzwerte. Der Messvektor bezieht sich auf den Ursprung des Sensorkoordinatensystems (vgl. Kapitel 4.3.2). Die Sensoren sind über Fahrzeug-CAN mit dem Bordrechner verbunden. Hier erfolgt die Sensordatenverarbeitung und -fusion. Alle Daten können auf dem Beifahrerbildschirm dargestellt werden. Bild 3.4 zeigt maßstabsgetreu, welchen Erfassungsbereich die Umfeldsensoren vor dem Fahrzeug abdecken.

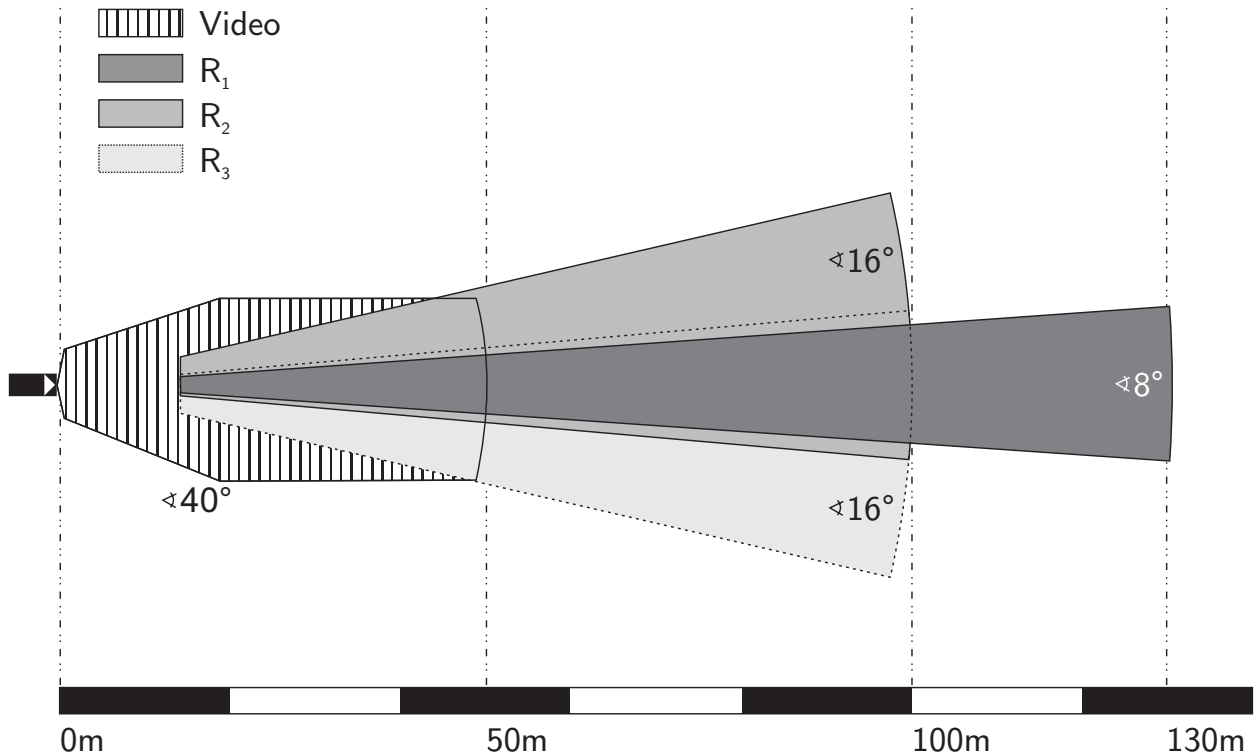


Bild 3.4: Erfassungsbereiche der Umfeldsensoren

Das 8° Kissegment mit dem Radius 50 m vor dem Fahrzeug bildet den gemeinsamen Erfassungsbereich aller vier Sensoren. Ein Multi-Sensor-Netzwerk lässt sich prinzipiell in komplementäre, redundante, kooperative und unabhängige Sensorkonfigurationen unterteilen [18]. Komplementär bedeutet in diesem Zusammenhang, dass Sensoren ergänzende Eigenschaften besitzen.

Die Radarsensoren und der Videosensor arbeiten beispielsweise räumlich komplementär, so dass sich die Erfassungsbereiche zu einem größeren Gemeinsamen ergänzen. Auch einige Dateninhalte sind komplementär. Der Videosensor bietet eine gute laterale Positionsauflösung und die Radarsensoren hierzu ergänzend eine gute longitudinale Auflösung. Zudem messen Radarsensoren die Geschwindigkeit von Objekten direkt. Komplementär dazu bestimmt der Videosensor Objektpositionen mit hoher Genauigkeit.

Radar und Video akquirieren im gemeinsamen Erfassungssegment redundante, d. h. vergleichbare, Informationen derselben Objekte. Diese Redundanz wird in Kapitel 5 genutzt, um die Sensoren im laufenden Betrieb zu kalibrieren.

Die Sensorkonfiguration arbeitet dahingehend kooperativ, dass Daten von unabhängigen Sensoren kombiniert werden, um Informationen zu gewinnen, die aus den Einzelsensoren nicht erhältlich wären. Ein gutes Beispiel hierfür ist die Kooperation von zwei einzelnen Videokameras zu einer Stereosicht und die damit verbundene Neugewinnung einer Tiefeninformation.

3.2 Stereo-Videosensor

Das in Bild 3.2 dargestellte Kamerasystem basiert auf dem Prinzip des Stereosehens. Zwei hochdynamische CMOS-Kameras zeichnen hierzu 25 Bilder pro Sekunde mit einer Auflösung von 512×256 Bildpunkten in 256 Graustufen auf. Die Kameras sind links und rechts des Innenspiegels angebracht und blicken in Fahrzeuginnenraumrichtung mit einem horizontalen Erfassungswinkel von 40° und einem vertikalen Winkel von 23° . Das System detektiert die Kanten von Objekten und beschreibt jedes Objekt durch einen Hüllquader. Von diesem Quader wird der Mittelpunkt der vorderen unteren Kante als Bezugspunkt für Breite, Höhe, Tiefe, Positions-, Geschwindigkeits- und Beschleunigungvektor sowie die zugehörigen Konfidenzmaße geliefert. Je nach CAN-Buslast können bis zu 20 Objekte mit einer Frequenz von 12,5 Hz gesendet werden. Ein interner Kalman-Filter ermöglicht die Verfolgung¹ erkannt-

¹Engl.: tracking.

ter Objekte. Zusätzlich wird der Fahrspurverlauf erkannt und als Polynomparameter in der Objektliste abgelegt.

Die Lage der Videoobjekte im Raum wird relativ zum Mittelpunkt des vorderen Fahrzeugstoßfängers in Höhe der Fahrbahnoberfläche angegeben. Dieser Bezugspunkt wird ebenfalls als Ursprung des Objektkoordinatensystems (vgl. Kapitel 4.3.2) gewählt.

Der in Bild 3.4 dargestellte praktische Erfassungsbereich ergibt sich aus dem oben beschriebenen Öffnungswinkel und einer internen Datenbeschränkung auf den Erfassungsbereich $x_{Video} \in [2; 60]$ m und $y_{Video} \in [-12; 12]$ m. Der Videosensor berechnet aus der systeminternen Objektverfolgung für alle Tracks Zustandsgrößen und deren Unsicherheiten.

3.3 Radarsensoren

Am vorderen Stoßfänger ist eine Dreiergruppe Radarsensoren montiert (vgl. Bild 3.2). Gemäß Datenblatt in Anhang A hat dieser Sensor eine Reichweite von $x_{ACC1} \in [15; 130]$ m bei einer Trennfähigkeit von $\pm 0,85$ m. Der horizontale Erfassungswinkel beträgt $\pm 8^\circ$ und der Vertikale $\pm 2^\circ$.

Bei diesem Fernbereichsradaarsensor wird das Radar-Modulations-Verfahren FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave) im Bereich 76 GHz bis 77 GHz eingesetzt. Dabei werden linear in der Frequenz modulierte Radar-Wellen mit einer Dauer von einigen Millisekunden und einem Hub von einigen hundert MHz ausgesandt. Nach der Reflexion an einem Objekt wird das Signal wieder empfangen und mit dem aktuell ausgesandten Signal gemischt. Entsprechend der Steigung der Modulation wird dabei die Laufzeit des Signals (und somit der Abstand des Objektes) in eine Frequenz übersetzt. Zusätzlich bewirkt die Relativgeschwindigkeit des Objektes durch den Doppler-Effekt eine Frequenzverschiebung des Radar-Signals. Die Signalverarbeitung im Frequenzbereich liefert somit für jedes Objekt eine Frequenz, die sich als Linearkombination je eines Terms für Abstand und Relativgeschwindigkeit ergibt. Aus den gemessenen Frequenzen von zwei Rampen mit verschiedener Steigung lassen sich somit für ein Objekt Abstand und Relativgeschwindigkeit bestimmen. Für Szenarien mit mehreren Zielen sind mehrere Rampen unterschiedlicher Steigung erforderlich.

Die digitale Signalverarbeitung im Radarsystem berechnet aus den gemessenen Radarreflexionen Größen wie Abstand, Relativgeschwindigkeit und Horizontalwinkel und leitet daraus Zusatzgrößen wie Relativbewegung, Querversatz und Quergeschwindigkeit ab.

Die dritte wichtige Messgröße für ein Objekt ist der horizontale Sichtwinkel. Um diesen messen zu können, sind mindestens zwei Radar-Strahlen erforderlich, die sich überlappen.

Die Verhältnisse der Amplituden, die für ein Objekt in benachbarten Strahlen gemessen werden, lassen einen Rückschluss auf seinen Sichtwinkel zu. Beim Radarsensor werden drei Strahlen eingesetzt. Durch Vergleich von Amplitude und Phase der gemessenen Radarsignale mit dem komplexwertigen Antennendiagramm wird der horizontale Sichtwinkel ermittelt.

Aus den drei direkt ermittelten Größen Abstand, Relativgeschwindigkeit und Horizontalwinkel werden anschließend abgeleitete Größen wie z.B. Relativbeschleunigung, relativer Querversatz und relative Quergeschwindigkeit berechnet [39].

Die Relativgeschwindigkeit kann hierbei im Bereich von -50 m/s bis 50 m/s mit einer Trennfähigkeit von $\pm 1,7\text{ m/s}$ bestimmt werden. Je nach Buslast und Objektaufkommen können mit 10 Hz bis zu 32 Objektnachrichten auf dem CAN-Bus gesendet werden. Dieser Sensortyp wurde entwickelt, um unter alltäglichen Wetterbedingungen wie Nebel, Regen oder Schnee in einem Temperaturbereich von -40°C bis $+90^\circ\text{C}$ fehlerfrei zu arbeiten. Die in Bild 3.2 dargestellte Versuchsanordnung zeichnet sich dadurch aus, dass die Sensorhauptachsen in y -Richtung $0,1\text{ m}$ versetzt liegen, wobei der mittlere Sensor (R_1) auf der Fahrzeughängsachse (\mathbf{X}_F , vgl. Kapitel 4.3.2) liegt. Der linke Radarsensor (R_2) ist um ca. 4° gedreht und der Rechte (R_3) um ca. -4° . Die äußeren Radarsensoren wurden dahingehend modifiziert, dass ihre Azimuthwinkel auf $\pm 8^\circ$ zu Lasten einer verminderten Reichweite von 100 m erweitert wurden (vgl. Bild 3.4).

Dass jeder Sensor seine Konfidenzwerte in Form der Kovarianzmatrix 3.2 angibt ist wünschenswert, entspricht jedoch nicht der Realität. Der vorliegende Radarsensor liefert für seine Messwerte beispielsweise keine verwendbaren Vertrauenswerte.

Eine Auswertung des radialen Geschwindigkeitsbetrages $|\mathbf{V}_R|$ ist über den horizontalen Erfassungswinkel Ψ (vgl. Bild 3.5) nicht möglich, da bei fehlender tangentialer Geschwindigkeitskomponente \mathbf{V}_T die reale Objektgeschwindigkeit in Betrag und Richtung unbekannt ist, solange sich das Objekt nicht direkt vor dem Egofahrzeug befindet. Eine Bestimmung des kompletten Geschwindigkeitsvektors über ein Objekttracking ist denkbar, steht bei der vorliegenden Sensorgeneration jedoch nicht zur Verfügung.

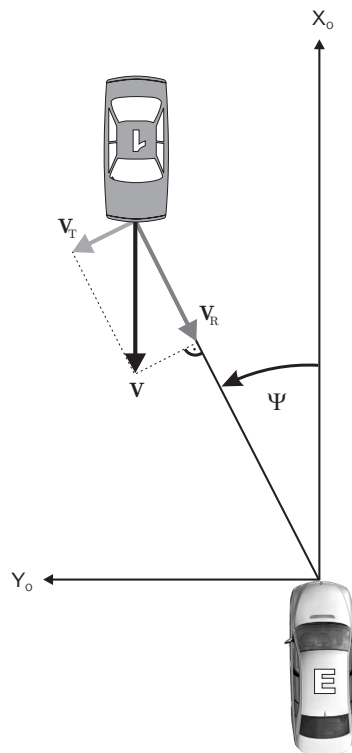


Bild 3.5: Geschwindigkeitsmessung mit Radar

3.4 Egofahrzeugsensoren

In modernen Kraftfahrzeugen sind zahlreiche Egofahrzeugsensoren über den CAN-Bus mit den Funktionseinheiten verbunden. Das ESP verhindert beispielsweise ein mögliches Schleudern des Kfz durch gezielte Eingriffe in die Bremsen, die Motor- und die Getriebesteuerung durch die Regelung der Abweichung des Fahrzeugverhaltens vom Fahrerwunsch. Zur Erfassung des tatsächlichen Fahrzeugverhaltens kommt ein Gierraten- und ein Querschleunigungssensor zum Einsatz. Der Fahrerwunsch wird aus den Drehzahlen der Räder und dem Lenkwinkel bestimmt. Da der Versuchsträger über ein ESP verfügt, können die Daten des Gierratensensors und der Raddrehzahlen (vgl. Bild 3.6) zur Ermittlung der Fahrzeugegobewegung aufgezeichnet werden. Ein Gierratensensor erfasst die Drehbewegung des Fahrzeugs um seine Hochachse. Er wird im Fahrzeuginnenraum, bevorzugt unter der Rückbank nahe dem Fahrzeugschwerpunkt, montiert. Die Kenndaten mikromechanischer Seriensensors können der Tabelle A.3 in Anhang A entnommen werden.

Die Fahrzeugegogeschwindigkeit lässt sich mit Hallsensoren an den vier Rädern ermitteln. Sie finden beispielsweise in ABS-, ASR- sowie ESP-Systemen Verwendung und gehören derzeit zur Serienausstattung von Kraftfahrzeugen. Die technischen Daten sind in Tabelle A.2 in

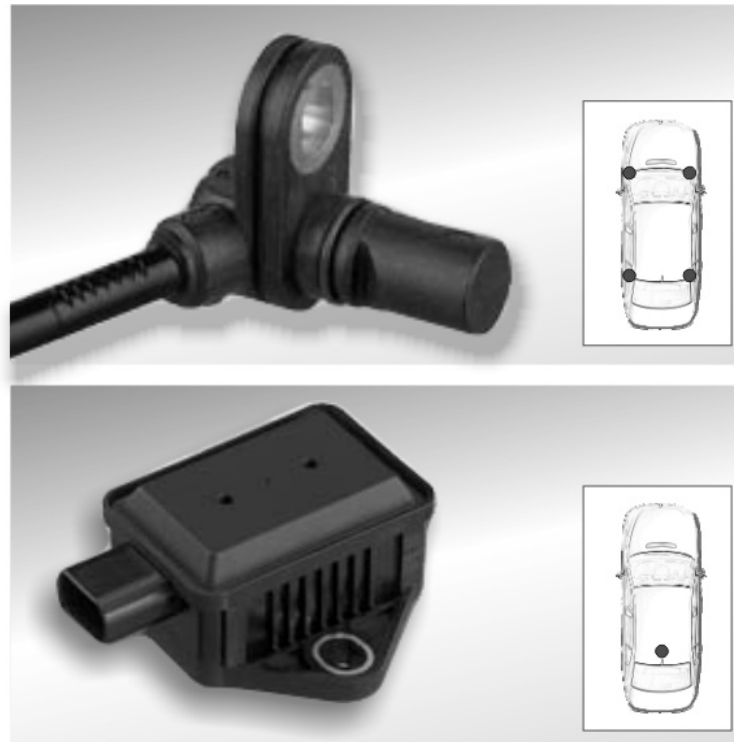


Bild 3.6: Lage der Raddrehzahlsensoren (oben) und des kombinierten Gierraten- und Beschleunigungssensors (unten) [14,15]

Anhang A aufgeführt. Fahrzeuge mit ABS und Allradantrieb, Aufprallerkennung (Gurtstraffer, Airbag) oder Fahrdynamikregelung verfügen zusätzlich zu den Radsensoren über einen Hall-Beschleunigungssensor zur Messung der Fahrzeuglängs- und -querbeschleunigung. Die Auslenkung des verwendeten Feder-Masse-Inertialsystems wird mit einem aufgesetzten Magneten und einem Hall-Sensor im Messbereich von 1g erfasst. Der Sensor ist für eine geringe Bandbreite von wenigen Hertz ausgelegt und elektrodynamisch gedämpft. Die Beschleunigungsdaten werden in Kapitel 4.3.1 für die Synchronisierung der Fahrzeuggeschwindigkeit verwendet.

Die Messunsicherheiten der Egosensoren wurden nicht explizit untersucht. Es bleibt jedoch zu berücksichtigen, dass die verwendeten Messgrößen a , v_H , $\dot{\Psi}$ nicht direkte Messgrößen der Sensoren sind, sondern aus Sensormodellen abgeleitet werden. Die Fahrzeuggeschwindigkeit v_H wird beispielsweise aus den Raddrehzahlen der Hinterräder gemittelt. Die Umrechnung in eine Geschwindigkeit erfolgt über die Differenzierung der Radabrollradien nach der Zeit. Dieses Modell vernachlässigt eine temperaturabhängige Reifendruckschwankung, die Reifenprofile, Schlupf und eine zeitliche Verzögerung niederpriorer CAN-Botschaften. Mit einer Unsicherheit in der Größenordnung von $\pm 5\%$ ist demzufolge bei allen Egofahrzeugdaten zu rechnen.

3.5 Entwicklungssoftware

Die Software zur Sensordatenfusion und Online-Kalibrierung wurde entsprechend der Aufteilung in Bild 3.7 realisiert. Mit dem Versuchsfahrzeug wurden Datensequenzen aufgezeichnet. Diese Sequenzen dienen als Eingangsdaten für die Routinen. Deren Ziel ist es, das Umfeld im Erfassungsbereich der Sensoren möglichst umfassend virtuell zu beschreiben.

Bild 3.8 veranschaulicht die Schritte, die eine Software hierfür leisten muss. Jeder Sensor erfasst Objekte in seinem Erfassungsbereich in seiner oben beschriebenen spezifischen Form. Die Datenpakete werden auf einen gemeinsamen Fusionszeitpunkt prädiert und in das gemeinsame Objektkoordinatensystem transformiert. Dann werden neue Messungen entweder bereits erkannten Objekten – so genannten Tracks² – zugeordnet, verworfen oder aus ihnen neue Tracks initialisiert. Die neu zu einem Track zugeordneten Informationen werden letztendlich mit den bereits gesammelten fusioniert. In einem weiteren Softwaremodul wird die Funktion der Sensoren überprüft. Zeigen sich Auffälligkeiten, wird das Fehlverhalten diagnostiziert und ggf. ein Sensor im laufenden Betrieb neu kalibriert.

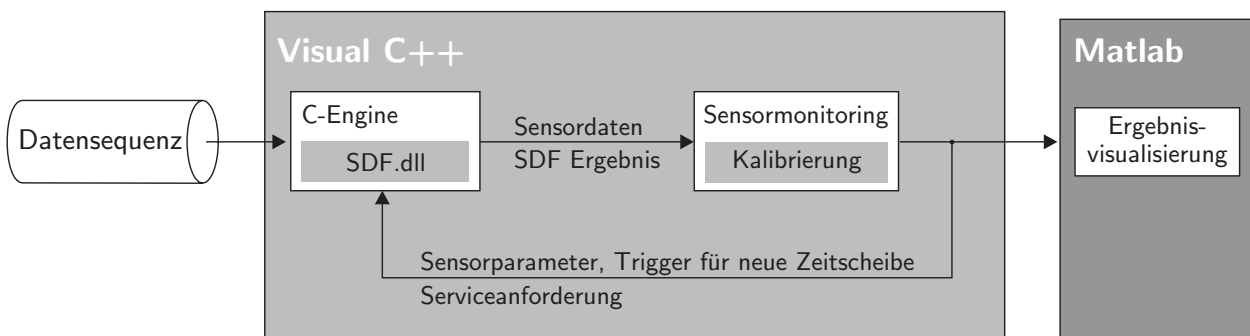


Bild 3.7: Einfache Übersicht der Softwarearchitektur

Die Entwicklungssoftware wurde unter Microsoft Visual C++ 6.0 geschrieben und nutzt Matlab, um Ergebnisse zu visualisieren. Ohne Visualisierung laufen die Algorithmen in Echtzeit und können als Modul in die Fahrzeugsoftware eingebunden werden. Die Funktionen zur Datenzuordnung und -fusion wurden für die Offline-Entwicklung in einer Dynamic Link Library (DLL) gekapselt. Die Schnittstelle zu Nutzereingaben, der DLL und den Routinen zur Sensorüberwachung bildet eine C-Engine.

An dieser Stelle sei erwähnt, dass es unterschiedliche Ansätze zum Ablauf einer Sensordatenfusion gibt. Zur Realisierung einer Kreuzkalibrierung der Umfeldsensoren ist es notwendig, dass alle Sensoren gleichzeitig ein und dasselbe Objekt erfassen. Die Software arbeitet daher

²Dt.: Objektspur.

in einem Fusionstakt von 100 ms, weil jeder Sensor in diesem Zeitraum mindestens einen Beitrag liefert.

3.6 Zusammenfassung

Dieses Kapitel hat die Multi-Sensor Ausstattung des verwendeten Versuchsträgers beschrieben. Mit diesem Fahrzeug wurden für die Validierung der Algorithmen der Folgekapitel Versuchsfahrten durchgeführt. Zum besseren Verständnis der Messkette wurde in diesem Kapitel

- das Fahrzeug in seiner Eigenschaft als Multi-Sensor-Netzwerk beschrieben,
- die Funktion der einzelnen Umfeld- und Egosensoren erläutert,
- die Datenschnittstelle zum Auswerterechner beschrieben und
- ein Überblick der Entwicklungssoftware gegeben.

Der nächste Schritt besteht in der Darstellung der Softwarealgorithmen.

Einen Überblick der Inhalte und Verknüpfungen der nach nachfolgenden Kapitel bietet Bild 3.8. Darin ist der Datenpfad von der Erfassung des realen Fahrzeugumfeldes anhand der vier Umfeldsensoren bis hin zum virtuellen Fahrzeugabbild dargestellt. Es wird deutlich, dass die Sensoren entsprechend ihrer Fähigkeiten und Ausrichtung auf die Fahrbahn unterschiedlichste Informationen sammeln, die in der Sensordatenfusion zu einer gemeinsamen Beschreibung verschmolzen werden. Dazwischen liegt der Funktionsblock „Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung“, der die Zuverlässigkeit der Informationen von Umfeldsensoren prüft und gegebenenfalls Parameterfehler anpasst. Was in Bild 3.8 in zwei Blöcken knapp dargestellt ist, füllt die verbleibenden Seiten dieses Manuskriptes.

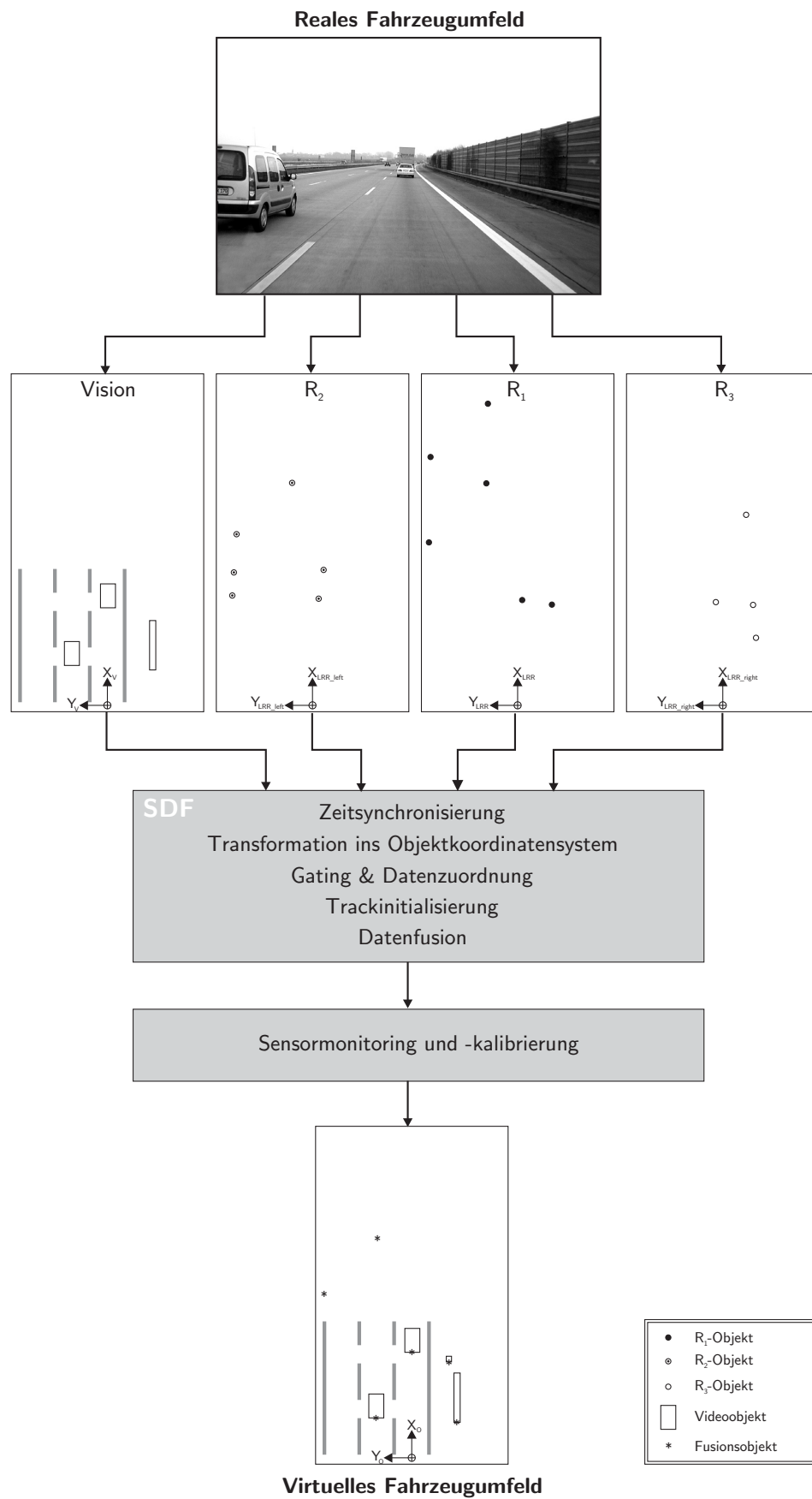


Bild 3.8: Der Weg zum virtuellen Fahrzeugumfeld

4 Datenzuordnung und -fusion

4.1 Begriffsdefinitionen

Sensordatenfusion

Die Bedeutung des Begriffs Sensordatenfusion erklärt sich am einfachsten durch eine Zerlegung in seine Wortbestandteile *Sensor*, *Daten* und *Fusion*.

Ein *Sensor*¹ oder Messfühler ist in der Technik ein Bauteil, das physikalische, chemische oder stoffliche Eigenschaften seiner Umgebung qualitativ oder quantitativ erfassen kann. Diese Messgröße wird vom Sensor in ein geeignetes (elektrisches) Signal umwandelt.

Als *Daten* bezeichnet man eine Ansammlung von Informationen. Konkret können dies Texte, Bilder oder Messdaten sein.

Eine *Fusion*² ist die Verschmelzung getrennter Einheiten zu einer neuen Gesamteinheit. Gemeint ist hier die Zusammenfassung von beliebigen Datenquellen mit dem Ziel des Informationsgewinns. Beispielsweise fusioniert das Gehirn die Bilder des linken und rechten Auges und gelangt so zu einem Bild inklusive Tiefeninformation.

Eine *Sensordatenfusion* beschreibt somit das Zusammenfassen der Daten gleichartiger oder verschiedener Sensoren mit den möglichen Zielen

- Informationsgewinn,
- Erweiterung des Erfassungsbereiches,
- Erhöhung der Detektionswahrscheinlichkeit,
- Systemzuverlässigkeit,
- Genauigkeit und

¹Vom lat.: sensus - dt.: Gefühl.

²Vom lat.: fundere - dt.: gießen.

- Gewährleistung der Robustheit des Gesamtsystems
- bei gleichzeitiger Datenreduktion.

Objekt

Mit dem Begriff *Objekt* wird ein zusammenhängender Satz an Attributen, Eigenschaften oder Zustandsgrößen beschrieben. Die Sensoren liefern Listen, in denen alle erkannten Objekte eines Auswertezyklus liegen (*Objektlisten*). In diesen Listen befinden sich Attribute der Objekte, die entweder direkt gemessen oder in einer ersten Datenverarbeitungsstufe berechnet wurden. Die *Objektebene* bildet somit die erste Abstraktionsebene über der Rohdatenebene.

Tracking

Für Fusionsobjekte wird in der englischsprachigen Literatur (z. B. [9, 11, 36]) das Wort *track* verwendet. *Tracking* bezeichnet davon abgeleitet die Verfolgung eines Objektes. Die Anglizismen *Track* und *Tracking* werden nachfolgend als Synonyme für die Begriffe *Fusionsobjekt* und *Fusionsobjektverfolgung* verwendet.

Der Begriff Tracking umfasst alle Bearbeitungsschritte, die der Verfolgung von (bewegten) Objekten dienen. Ziel dieser Verfolgung ist zum einen die Extraktion von Informationen über den Verlauf der Bewegung und die Lage eines Objektes und zum anderen die Verminderung von negativen Einflüssen, herrührend vom Messrauschen. Die *Trackliste* ist das Ergebnis der Multi-Sensor-Datenfusion. Das Tracking umfasst die Arbeitsschritte Prädiktion, Assoziation und Fusion, die in Abschnitt 4.5 nachfolgend näher erläutert werden [78].

4.2 Fusionsmethoden des Menschen

Seit der Entwicklung des Kfz wurde dieses auf die Bedürfnisse des durchschnittlichen menschlichen Bedieners zugeschnitten. Nach einer Anlernphase ist nahezu jeder Mensch im Stande eine so komplexe Maschine zu bedienen und zu beherrschen. Bei der Entwicklung neuer Assistenzfunktionen bietet es sich somit an einen Blick darauf zu werfen, wie der Mensch sich als Pilot eines Kfz verhält. Seine Stärken gilt es im Fahrerassistenzsystem nachzubilden und seine Schwächen mit Hilfe der Technik auszugleichen. In regelungstechnischer Hinsicht lässt sich der Mensch durch die Eigenschaften

- Nichtlinearität (Reaktion auf Situationen),
- Adaption (an ungewohnte Vorgänge),
- Stellgrößenbegrenzung und
- Zeitvarianz (die menschl. Reaktion hängt von seiner Verfassung ab)

beschreiben. Nur in den Punkten Nichtlinearität und Adaption ist der Mensch meist einem maschinellen Regler überlegen. Er kann beispielsweise in gefährlichen Fahrmanövern mit einem hohen Lenkradausschlag auf ein Hindernis reagieren oder mit einem geringen, wenn es erforderlich ist. Zusätzlich kann er sich an ungewohnte Situationen anpassen. Der Vorteil eines maschinellen Reglers liegt in der höheren Regelgeschwindigkeit, dem größeren Frequenzband, der Genauigkeit und Zuverlässigkeit. Es treten im menschlichen Sinne keine Ermüdungserscheinungen auf und die Ergebnisse sind reproduzierbar. Dieser Zustand spiegelt sich beispielsweise darin, dass im Jahr 2003 93 % aller Verkehrsunfälle mit Personenschaden auf menschliche Fehler (zu Ursachen vgl. Bild 1.2) und nur 7 % auf technische Mängel zurückzuführen sind [27]. Zum Führen eines Fahrzeuges müsste der Mensch im mechanischen Sinne die wesentlichen rotatorischen und translatorischen Zustandsgrößen eines Kfz sensieren oder zumindest abschätzen können. Bei den rotatorischen Freiheitsgraden Lage und Winkelgeschwindigkeiten handelt es sich um die möglichen Drehungen und deren Ableitungen um die drei Fahrzeugachsen:

Rollen : $\Phi, \dot{\Phi}$,
 Nicken : $\Theta, \dot{\Theta}$ und
 Gieren : $\Psi, \dot{\Psi}$.

Hinzu kommen sechs translatorische Freiheitsgrade (Weg und Geschwindigkeit)

x, \dot{x} ,
 y, \dot{y} ,
 z, \dot{z} ,

und gegebenenfalls zusätzlich die translatorischen Beschleunigungen ($\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}$). Um ein Straßenfahrzeug perfekt beherrschen zu können, müsste der Mensch in der Lage sein die zwölf Zustandsgrößen zu messen und zu regeln.

Der durchschnittliche Mensch nimmt über die Sinnesorgane Ohren, Augen, Mund und Zunge, Nase, Haut (Hände, Bauch, Solar Plexus) sowie Dreh- und Lagesinn sein Umfeld wahr. Sein propriozeptives System gibt Informationen über Glieder, Gliederstellung, Bewegung,

Muskelkoordination, Vibration, über Druck und Zug an Muskeln, Knochen und Sehnen. Er kann so seine relative Lage und Position bestimmen und sie über die Sinnesorgane absolut mit dem Raum verknüpfen.

Man spricht auch bei Lebewesen von Sensorik, wenn man die Organe der Sinneswahrnehmung meint, beispielsweise Augen (optischer Sensor), Ohren (akustischer Sensor), Nase (olfaktorischer Sensor), Zunge (gustatorischer Sensor), Haut (taktile Druck- und thermischer Sensor). Die menschliche Sensorik ist jedoch nur bedingt in der Lage, die oben geforderten Zustandsgrößen in Betrag und Richtung zu bemessen. Es ist ihm jedoch möglich nicht messbare Größen abzuschätzen.

Zur Bestimmung der Position eines Punktes muss die dreidimensionale Entfernung zwischen Punkt und Betrachter ermittelt werden. Ein Mensch misst dies optisch mit seinen Augen und nutzt dazu das stereoskopische Verfahren. Die Winkel, welche die Augen beim Betrachten eines Objektes einnehmen, dienen dem Gehirn hierbei als Maß für die Entfernung. Dieses Verfahren funktioniert bis ca. 30 m bestens. Spitze Winkel von weniger als 1° können mit diesem Verfahren nicht aufgelöst werden. Weiter entfernte Objekte werden über Erfahrungen und den Vergleich mit anderen Objekten abgeschätzt.

Für eine Geschwindigkeitsmessung hat der Mensch keinen Sensor. Er kann allenfalls Schätzwerte aus einer Differenziation von Positions- und Entfernungseindrücken gewinnen. Dazu ist die Sicht auf eine kontrastreiche Umgebung notwendig.

Auch die Integration von Beschleunigungswahrnehmungen kann dem Menschen einen Hinweis auf die aktuelle Geschwindigkeit liefern. Eine Messung von translatorischen Beschleunigungen erfolgt im Gehörgang. Das Gleichgewichtsorgan des Menschen befindet sich im Innenohr und besteht aus den drei Bogengängen, Sacculus und Utriculus. Die drei Bogengänge stehen orthogonal zueinander und erfassen Drehbewegungen des Kopfes im Raum. Sie bestehen jeweils aus dem eigentlichen Bogen und aus einer Erweiterung, der Ampulle. In ihr liegen die Sinneszellen der Bogengänge. Sacculus und Utriculus erfassen die lineare Beschleunigung des Körpers im Raum. Sie stehen ebenfalls senkrecht zueinander, so dass der Sacculus auf vertikale und der Utriculus auf horizontale Beschleunigungen anspricht. Die Sinneszellen ragen mit ihren Fortsätzen (Sinneshärchen, vor allem Stereozilien) in eine gallertartige Membran, die Otolithen enthält. Die Otolithen sind feine Kalziumkarbonatkristalle, welche die Dichte der Membran erhöhen, so dass die Erfassung linearer Beschleunigungen ermöglicht wird. Von den Sinneszellen gelangt die Information über den Hirnnerv zu entsprechenden Nervenkernen im Hirnstamm. Diese erhalten zusätzliche Informationen vom Kleinhirn und vom Rückenmark. Für die bewusste Orientierung im Raum sind neben dem Gleichgewichtssystem

(vestibuläres System) auch das visuelle System und das propriozeptive System (Tiefensensibilität) verantwortlich. Hinzu kommt die Wahrnehmung der D'Alembertschen Scheinkräfte als Reaktion auf Beschleunigung. Der Pressdruck in den Fahrersitz wird beispielsweise über die Merkel-Zellen der Epidermis aufgenommen. Selbst sehr geringe Beschleunigungsänderungen lassen sich erspüren, wohingegen sich bei stationären Beschleunigungen der Effekt der Adaption nachhaltig auswirkt. Der Signalzustand bei andauernden Reizen im Nervensystem wird auf Null geregelt.

Die Fahrzeuglage lässt sich optisch über den Vergleich des Fahrzeuges zum Horizont messen. Notwendig hierfür ist die gute Sicht auf eine scharfe Horizontlinie. Die Winkelgeschwindigkeiten sind nicht direkt messbar.

Als Fazit dieser Betrachtung lässt sich feststellen, dass der Mensch nicht in der Lage ist, alle Fahrzeugzustände zu messen. Einige der Größen können bei guter Sicht abgeschätzt werden. Um ein Fahrzeug auch in kritischen Situationen (hohe Dynamik, schlechte Witterung) sicher und gefahrlos führen zu können, braucht der Fahrer viele Erfahrungen und Training seiner Sinne. Die Datenfusion seiner Sinnesorgane sollte tadellos funktionieren, und ihm muss bewusst sein, wie das Kraftfahrzeug auf seine Regelvorgaben reagiert.

Die Struktur eines SDF-Systems orientiert sich an der Vorgehensweise des Menschen. Die Informationen der Sensoren werden verdichtet, im Zentralrechner fusioniert und ausgewertet, um Entscheidungen zu treffen. Die Umfeldsensoren haben zudem die Vorteile der höheren Regelgeschwindigkeit, des größeren Frequenzbandes, des erweiterten Erfassungsbereiches sowie der höheren Genauigkeit und Zuverlässigkeit. Idealerweise unterliegen sie, weder bei Tag noch bei Nacht, keinen Ermüdungserscheinungen und sind unempfindlich gegenüber schlechten Witterungsverhältnissen. Die nachfolgenden Abschnitte beschreiben, wie Maschinen bei Zuordnungs- und Fusionsaufgaben algorithmisch vorgehen.

4.3 Datenanpassung

Die in Bild 3.1 dargestellte Messkette bietet messtechnisch betrachtet zahlreiche Fehlerquellen. Im Folgenden sollen nur die Fehler betrachtet werden, auf die ein Algorithmus am Ende der Kette korrigierenden Einfluss nehmen kann. Der Versuchsträger befindet sich außerhalb des Einflussbereiches dieses Projektes, daher besteht die Herausforderung darin, auf die aufgezeichneten Sensordaten aufbauend mögliche Fehlereinflüsse zu korrigieren. Bild 3.7 verdeutlicht, dass die vorliegenden Ergebnisse auf Offline-Auswertungen von aufgezeichneten Fahrsequenzen beruhen. Sensorverdrehungen konnten beispielsweise nur simuliert werden,

indem die Koordinaten der aufgezeichneten Daten verschoben wurden. Eine reale Dejustage würde jedoch zusätzlich bewirken, dass im neuen Beobachtungsbereich zusätzliche Objekte detektiert würden. Dieser Effekt konnte nicht berücksichtigt werden.

4.3.1 Datensynchronisierung

Der CAN-Bus wurde in den Jahren 1983-1985 von der Robert Bosch GmbH und Intel für die Datenkommunikation im Kfz entwickelt und 1991 erstmals von Mercedes eingesetzt. Es handelt sich dabei um einen Zweidrahtlinienbus, der eine Übertragungsgeschwindigkeit von bis zu 1 MBit/s bei einer maximalen Länge von 40 m und 64 Knoten ermöglicht. Der Buszugriff erfolgt nach dem CSMA/CA Verfahren. CSMA steht hierbei für „Carrier-Sense-Multiple-Access“, ein dezentrales Verfahren zum Erlangen des Zugriffsrechts (Arbitration) nach dem Konkurrenzverfahren auf Busleitungen. Die Anfügung CA steht für „Collision-Avoidance“³. CAN hat das herkömmliche CSMA-Verfahren so verfeinert, dass Nachrichten-kollisionen durch Sendeverzögerungen vermieden werden.

Im vorliegenden Fall wird so verfahren, dass die Messdaten der Sensoren nach CAN-Übertragung von der Empfangseinheit einen Eingangszeitstempel t_{mess} erhalten. In der Software werden die eingehenden Daten auf einen gemeinsamen Synchronisationszeitpunkt t_{sync} synchronisiert. Dieser muss zeitlich nach dem Eintreffen der letzten für die weitere Auswertung relevanten Sensormessung liegen und somit die folgende Bedingung erfüllen:

$$\Delta t = t_{sync} - t_{mess} \leq 0, \quad \forall t_{mess}. \quad (4.1)$$

Zeitsynchronisierung der Egofahrzeugdaten

Die Egofahrzeugdaten Gierrate $\dot{\psi}$ und Geschwindigkeit v_H werden auf den Synchronisationszeitpunkt prädiiziert. Dies erfolgt über die Näherung der physikalischen Zusammenhänge mit

$$\dot{\Psi}(t_{sync}) = \dot{\Psi}(t_{mess}) + \Delta t \cdot \ddot{\Psi}(t_{mess}) \quad (4.2)$$

und

$$v_H(t_{sync}) = v_H(t_{mess}) + \Delta t \cdot a_x(t_{mess}). \quad (4.3)$$

³Dt.: Kollisionsvermeidung.

Modellvoraussetzung ist eine gleichmäßig beschleunigte Bewegung

$$\dot{a}_x(t) \stackrel{!}{=} 0, \quad \ddot{\Psi}(t) \stackrel{!}{=} 0 \quad (4.4)$$

und die Ausrichtung des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v}_H in Fahrzeuglängsrichtung. Für den Schräglaufwinkel am Hinterrad gilt damit

$$\alpha_H \stackrel{!}{=} 0. \quad (4.5)$$

Die Messwerte für die Gierbeschleunigung $\ddot{\psi}$ lassen sich dem ESP Steuergerät entnehmen und die Fahrzeuglängsbeschleunigung a_x mit dem in Abschnitt 3.4 vorgestellten Hallgeber ermitteln.

Zeitsynchronisierung der Objektdaten

Vor der Assoziation der unterschiedlichen Sensordaten zueinander ist es notwendig die Objektdaten auf ein gemeinsames Zeitraster zu synchronisieren. Hierzu wird ein Prozessmodell dritter Ordnung (Ruck-Null-Modell) verwendet, welches die Objektbewegung vom Messzeitpunkt bis hin zum Synchronisationszeitpunkt beschreibt. Die Objekte werden durch den Zustandsvektor in Gleichung (3.1) beschrieben. Den Zustandsgrößen ist das jeweilige Messrauschen \mathbf{v} überlagert. Dieses wird als unkorreliert und mittelwertfrei mit der Kovarianzmatrix \mathbf{R}_i nach Gleichung (3.2) angenommen. Bei der Systemausgangsmatrix \mathbf{C} handelt es sich um eine Einheitsmatrix mit der Dimension 6×6 . Der Ausgangsvektor des Messprozesses berechnet sich gemäß Bild 4.1 zu

$$\mathbf{y}(t_{mess}) = \mathbf{C} \mathbf{x}(t_{mess}) + \mathbf{v}(t_{mess}). \quad (4.6)$$

Bei einem Bewegungsmodell dritter Ordnung wird die Beschleunigung innerhalb eines Abtastzyklusses als konstant angenommen.

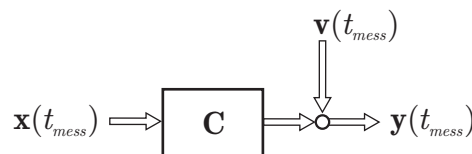


Bild 4.1: Modell des Messprozesses im Zustandsraum

Die Änderungen der Beschleunigung werden über das unkorrelierte, mittelwertfreie Systemrauschen \mathbf{w} berücksichtigt, welches über die Störübertragungsmatrix \mathbf{G} auf die Zustandsgröße wirkt:

$$\mathbf{w}(t_{mess}) = \begin{pmatrix} w_x \\ w_y \end{pmatrix}, \quad (4.7)$$

$$\mathbf{G}(\Delta t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 \\ \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix}. \quad (4.8)$$

Die Synchronisierung der Messdaten lässt sich so über das in Bild 4.2 dargestellte Prozessmodell

$$\mathbf{y}(t_{sync}) = \mathbf{A}(\Delta t) [\mathbf{x}(t_{mess}) + \mathbf{v}(t_{mess})] + \mathbf{G}(\Delta t) \mathbf{w}(t_{mess}) \quad (4.9)$$

im Zustandsraum beschreiben. Um die Abweichung des Bewegungsmodells von der Realität möglichst gering zu halten, wird die Zeitdistanz T zwischen zwei Synchronisationspunkten so gering gehalten, dass gerade noch alle für die Auswertung relevanten Sensoren mindestens einmal senden. Für die Synchronisation von Radar und Video wurde

$$T = t_{sync}(k+1) - t_{sync}(k) = 0,1 \text{ s} \quad \text{mit} \quad k \in \{1, 2, 3, \dots\} \quad (4.10)$$

gewählt, da Videoobjektlisten alle 80 ms und Radarlisten alle 100 ms gesendet werden und so garantiert ist, dass innerhalb der Abtastzeit T alle Sensoren Daten liefern.

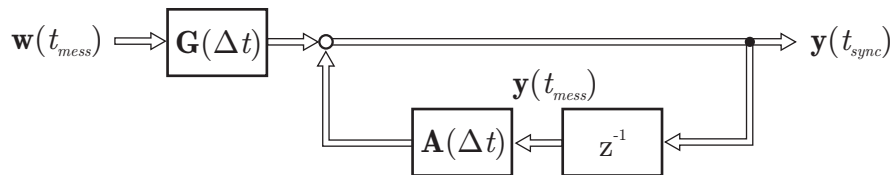


Bild 4.2: Modell des Synchronisationsprozesses im Zustandsraum

Die Variablen in Gleichung (4.9) bezeichnen

- $\mathbf{x}(t)$ den 6×1 Zustandsvektor der Objekte,
- $\mathbf{y}(t)$ den 6×1 Messvektor,
- $\mathbf{v}(t)$ das 6×1 mittelwertfreie, unkorrelierte Messrauschen,
- $\mathbf{w}(t)$ das 2×1 mittelwertfreie, unkorrelierte Systemrauschen,
- \mathbf{G} die 6×2 Störübertragungsmatrix,
- \mathbf{A} die 6×6 Systemmatrix und
- \mathbf{C} die 6×6 Ausgangsmatrix (hier Einheitsmatrix)

mit den geforderten Eigenschaften

$$\begin{aligned}
 E\{\mathbf{w}(t)\} &= \mathbf{0}, \\
 E\{\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t)^T\} &= \begin{bmatrix} \sigma_{w_x}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{w_y}^2 \end{bmatrix}, \\
 E\{\mathbf{G}(\Delta t) \cdot \mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t)^T \cdot \mathbf{G}(\Delta t)^T\} &= \mathbf{Q}(t), \\
 E\{\mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t+\Delta t)^T\} &= \mathbf{0}, \quad \Delta t \neq \mathbf{0}, \\
 E\{\mathbf{v}(t)\} &= \mathbf{0}, \\
 E\{\mathbf{v}(t)\mathbf{v}(t)^T\} &= \mathbf{R}(t), \\
 E\{\mathbf{v}(t)\mathbf{v}(t+\Delta t)^T\} &= \mathbf{0}, \quad \Delta t \neq \mathbf{0} \text{ und} \\
 E\{\mathbf{g}(\Delta t)\mathbf{w}(t)\mathbf{v}(t)^T\} &= \mathbf{0}.
 \end{aligned}$$

Für das angenommene skalare Systemrauschen lässt sich die Kovarianzmatrix des Systemrauschens \mathbf{Q} durch

$$\mathbf{Q} = E\{\mathbf{G}(\Delta t) \cdot \mathbf{w}(t)\mathbf{w}(t)^T \cdot \mathbf{G}(\Delta t)^T\} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{G}}(\Delta t) \sigma_{w_x}^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{G}}(\Delta t) \sigma_{w_y}^2 \end{bmatrix}, \quad (4.11)$$

mit

$$\tilde{\mathbf{G}}(\Delta t) = \begin{bmatrix} \frac{1}{36}\Delta t^6 & \frac{1}{12}\Delta t^5 & \frac{1}{6}\Delta t^4 \\ \frac{1}{12}\Delta t^5 & \frac{1}{4}\Delta t^4 & \frac{1}{2}\Delta t^3 \\ \frac{1}{6}\Delta t^4 & \frac{1}{2}\Delta t^3 & \Delta t^2 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

beschreiben.

Die Systemmatrix für ein Ruck-Null-Modell lautet

$$\mathbf{A}(\Delta t) = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.13)$$

Eine Schätzung der Messvektoren auf den Synchronisationszeitpunkt bewirkt eine Steigerung der Unsicherheit der Messwerte durch

- den Prädiktionsvorgang und
- die Modellunsicherheiten im Prozessmodell.

Die Kovarianzmatrix des Messrauschens \mathbf{R} ergibt sich aus der Steigerung der Unsicherheit im Rahmen der Fehlerfortpflanzung zu

$$\mathbf{R}(t_{sync}) = \mathbf{A}(\Delta t) \mathbf{R}(t_{mess}) \mathbf{A}(\Delta t)^T + \mathbf{Q}. \quad (4.14)$$

\mathbf{Q} beschreibt in diesem Zusammenhang die Kovarianz des Systemrauschens nach Gleichung (4.11) und die Kovarianzmatrix des Messrauschens.

4.3.2 Koordinatentransformation

Die Verfahren zur Datenfusion und Kalibrierung der Umfeldsensoren erfordern die Betrachtung in einem gemeinsamen Koordinatensystem. Zu diesem Zweck wird jeder Messvektor \mathbf{y}_i und die dazugehörige Kovarianzmatrix des Messrauschens \mathbf{R}_i für jedes der i Objekte vom entsprechenden Sensorkoordinatensystem (S-KOS) ins Fahrzeugkoordinatensystem (F-KOS) transformiert. Bild 4.3 zeigt die in diesem Schrifttum verwendeten Koordinatensysteme.

Den Ursprung des F-KOS bildet der Punkt, um den sich ein Fahrzeug in einer Kurvenfahrt dreht, den Mittelpunkt der Hinterachse. Die X-Achse zeigt vorwärts in Fahrzeuginnenrichtung und die Y-Achse nach links. Winkel werden links herum positiv angenommen. Das Objektkoordinatensystem (O-KOS) entspricht in der Ausrichtung dem F-KOS. Sein Ursprung wurde lediglich in den Mittelpunkt des vorderen Stoßfängers verschoben. Die Sensorkoordinatensysteme haben ihren Ursprung im Montageort der Sensoren und deren X-Achse bildet die Symmetrielinie des Erfassungsbereichs. Für den Versuchsträger werden die Sensorpositionen und Ausrichtungen als Ergebnis einer statischen Vermessung in Tabelle 4.1 aufgeführt.

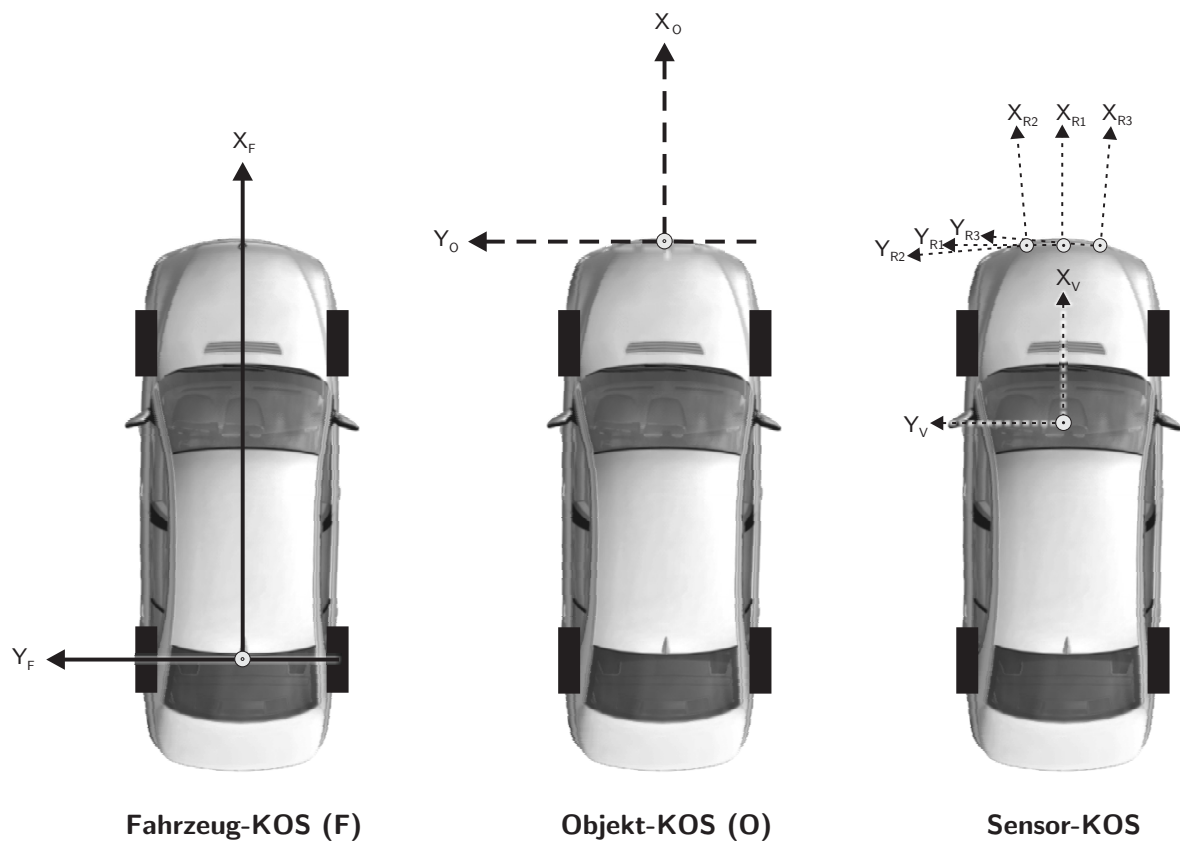


Bild 4.3: Unterschiedliche Koordinatensysteme im Versuchsfahrzeug

Tabelle 4.1: Sensorpositionen und Ausrichtungen in Egofahrzeugkoordinaten

Sensor	X_F in m	Y_F in m	Z_F in m	Ψ in deg
R_1	3,35	0,0	0,6	0,1
R_2	3,35	0,1	0,6	4,1
R_3	3,35	-0,1	0,6	-3,7
Video	1,76	0,0	1,2	0,0

Für die Videoobjekte stehen im Gegensatz zu den Radarobjekten die Objektausmaße inklusive der Höheninformation zur Verfügung. Da kein weiterer Sensor hierzu redundante Informationen misst, wird die SDF sowie Sensorkalibrierung im Zweidimensionalen durchgeführt. Theoretisch besitzen die Sensoren demnach die drei Freiheitsgrade

- Ψ Rotationswinkel um die Hochachse (Gierwinkel),
- t_x Translation in X-Richtung und
- t_y Translation in Y-Richtung.

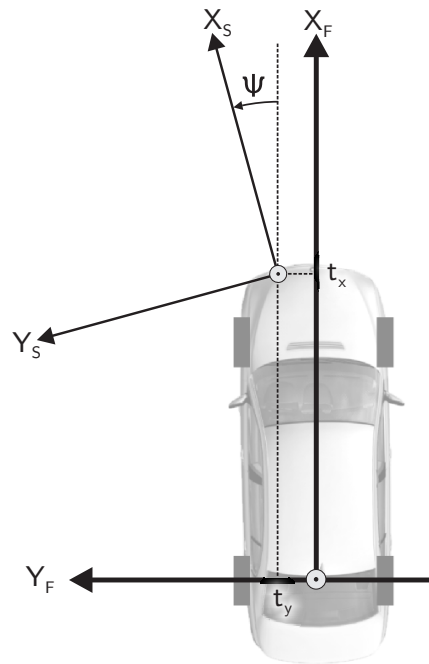


Bild 4.4: Transformation der Sensorobjekte in das Fahrzeugkoordinatensystem

Die Transformation eines S-KOS ins F-KOS lässt sich gemäß Bild 4.4 in eine Rotation um die Z-Achse und die anschließende Translation in den Ursprung des F-KOS unterteilen. Eine Rotation wirkt sich auf alle sechs Messvektorkomponenten aus, wohingegen eine Translation nur die Positionskomponenten betrifft.

Mathematisch lässt sich die Rotation des Messvektors durch die Rotationsmatrix

$$\mathbf{T}_{FS} = \begin{bmatrix} \cos(\Psi) & 0 & 0 & -\sin(\Psi) & 0 & 0 \\ \sin(\Psi) & 0 & 0 & \cos(\Psi) & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\Psi) & 0 & 0 & -\sin(\Psi) & 0 \\ 0 & \sin(\Psi) & 0 & 0 & \cos(\Psi) & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\Psi) & 0 & 0 & -\sin(\Psi) \\ 0 & 0 & \sin(\Psi) & 0 & 0 & \cos(\Psi) \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

beschreiben.

Zusammen mit dem Verschiebungsvektor

$$\mathbf{t} = \begin{pmatrix} tx \\ 0 \\ 0 \\ ty \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

ergibt sich für die komplette Koordinatentransformation der Ausdruck

$$\mathbf{y}_F = \mathbf{T}_{FS} \mathbf{y}_S + \mathbf{t}. \quad (4.16)$$

Die Rotation eines Koordinatensystems wirkt sich zusätzlich auf das Messrauschen aus. Die Multiplikation der Rotationsmatrix \mathbf{T} mit dem Messvektor \mathbf{y}_S in Gleichung (4.16) entspricht einer linearen Abbildung. Diese Fehlerfortpflanzung wird durch die Gleichung

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{T}_{FS} \mathbf{R}_S \mathbf{T}_{FS}^T \quad (4.17)$$

berücksichtigt.

\mathbf{R} bezeichnet hierbei die Kovarianzmatrix des Messrauschens im entsprechenden Koordinatensystem und \mathbf{T} die von Gleichung (4.15) beschriebene Rotationsmatrix.

4.4 Datenzuordnung

Voraussetzung für eine erfolgreiche Datenzuordnung und die darauf aufbauende Fusion ist die in Abschnitt 4.3 beschriebene räumliche und zeitliche Datensynchronisierung. Nach einer erfolgreichen Synchronisierung liegen alle Objektdaten zur selben Zeit im gemeinsamen Objektkoordinatensystem vor.

Es ist die Aufgabe der Datenzuordnung, aus der Ansammlung von Objekten diejenigen Daten herauszufinden, welche gemeinsam ein und dasselbe reale Objekt beschreiben. Die einzelnen Sensoren eines Multi-Sensor-Netzwerkes liefern keine Informationen darüber in welchem Zusammenhang sie untereinander stehen. Diesen Bezug stellt das Modul *Datenzuordnung* her.

In der Fachliteratur [7, 8, 9, 11] finden sich für diese Aufgabe zwei Lösungsansätze:

1. probabilistische⁴ und
2. deterministische⁵.

Bei einem probabilistischen Modellansatz wird für jede Messung ein Wahrscheinlichkeitswert berechnet, der den Zusammenhang dieser Messung zu den Daten aller anderen Sensoren beschreibt. Nicht zugeordnete Objekte werden solange im Speicher gehalten und verdeckt verfolgt, bis sie entweder einen Zuordnungspartner finden oder nach einer gewissen Zeit verblissen. Das zu dieser Methodik gehörende Datenzuordnungsverfahren (z. B. Cheap Joined Probabilistic Data Association, CJPDA) berechnet die Fusionsobjekte aus den Objekten mit der höchsten Zuordnungswahrscheinlichkeit.

Für das hier vorliegende Sensorsystem bietet sich ein deterministischer Modellansatz an. Jede Messung wird prinzipiell als real und korrekt angesehen, da die Datenvorverarbeitung der Sensoren bereits eine Datenselektion betreibt und die Qualität der Messungen im Konfidenzmaß der Objekte berücksichtigt.

Mathematisch lässt sich das Zuordnungsproblem über eine Distanzmatrix beschreiben [10]. Angenommen, ein Videosensor V liefert in einer Zeitscheibe i Objekte

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_i\} \quad (4.18)$$

und die sollen j Objekten eines Radarsensors R

$$R = \{r_1, r_2, \dots, r_j\} \quad (4.19)$$

zugeordnet werden. Für die Distanz d zwischen zwei Objekten gilt

$$d_{kl} = d(v_k, r_l) \geq 0 \quad \text{mit} \quad v_k \in V, \quad \text{und} \quad r_l \in R. \quad (4.20)$$

Für alle möglichen Zuordnungen von i Video- zu j Radarobjekten lässt sich die Distanzmatrix

$$\mathbf{D} = [d_{kl}] = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1j} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{i1} & d_{i2} & \cdots & d_{ij} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

⁴Wahrscheinlichkeitsbasiert.

⁵Vom lat.: determinare - abgrenzen, bestimmen.

aufstellen. Die Werte können beispielsweise in der Einheit Meter angegeben werden. Das Optimal-Zuordnungsproblem besteht daraus in eine Zuordnungsmatrix

$$\mathbf{Z} = [z_{kl}] = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1j} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{i1} & z_{i2} & \cdots & z_{ij} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

diejenigen booleanschen Elementen $z_{kl} \in \{0, 1\}$ zu finden, die das Kostenfunktional

$$G = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j d_{kl} z_{kl} \quad (4.23)$$

minimieren. Um eine eindeutige Zuordnung zu erzielen, muss pro Zeile und Spalte eine 1 (true) vorkommen (1-zu-1 Zuordnung):

$$\sum_{k=1}^i z_{kl} = 1 \quad \forall l \quad \text{und} \quad \sum_{l=1}^j z_{kl} = 1 \quad \forall k. \quad (4.24)$$

Als Gütemaß dient zur Darstellung der Algorithmen die Entfernung zwischen zwei Objekten

$$d_{kl} = \sqrt{(x_k - x_l)^2 + (y_k - y_l)^2}, \quad (4.25)$$

wobei

$$\mathbf{P}_{Video} = \begin{pmatrix} x_k \\ y_k \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \mathbf{P}_{Radar} = \begin{pmatrix} x_l \\ y_l \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

Objektkoordinaten von Messpunkten sind. Die Effizienz der Datenzuordnung lässt sich noch steigern, indem d_{kl} nicht nur aus der euklidischen Distanz sondern unter Einbeziehung weitere Objektattribute, wie z. B. der Geschwindigkeit, berechnet wird [8, 11]. Die Distanzmatrix bekommt dann die Bezeichnung Ähnlichkeitsmatrix. Da sich durch diese Vorgehensweise lediglich die Gütewerte und nicht die Zuordnungsalgorithmen verändern, wird als anschauliches Beispiel im Folgenden die Distanzmatrix verwendet. Alternativ dazu wird in Abschnitt 4.5.5 ein probabilistisches Zuordnungsverfahren vorgestellt.

4.4.1 Zuordnungsalgorithmen

Im Folgenden werden vier Verfahren zur Datenzuordnung

1. Brute-Force,
2. Nearest-Neighbor,
3. Extended-Nearest-Neighbor und
4. Munkres

anhand eines rein mathematischen Beispiels vorgestellt. Es gilt aus der quadratischen Distanzmatrix

$$\mathbf{D}_{\text{Beispiel}} = \begin{bmatrix} 7 & 5 & 11,2 \\ 5 & 4 & 1 \\ 9,3 & 3 & 2 \end{bmatrix} \quad \text{mit } i = j = 3 \quad (4.27)$$

Messungen pro Sensor die optimale Zuordnung im Sinne des Kostenfunktional (4.23) zu bestimmen.

Brute-Force-Algorithmus

Der Brute-Force⁶-Algorithmus löst das Problem durch Berechnung aller sechs möglichen Permutationen und einem Vergleich der Ergebnisse. Die Permutation (2) in Tabelle 4.2 liefert die geringste Summe und ist somit die Lösung des Zuordnungsproblems für die Beispielmatrix mit

$$G_{\text{Brute-Force}} = 7 + 3 + 1 = 11. \quad (4.28)$$

Für dieses Ergebnis nummeriert man die Zeilen (Z) und Spalten (S) der Beispielmatrix mit den Zahlen 1,2 und 3. Permutation (2) entspricht der Assoziation Z1 zu S1 (Wert 7) plus Z2 zu S3 (Wert 3) plus Z3 zu S2 (Wert 1).

⁶Dt.: rohe Gewalt.

Tabelle 4.2: Mögliche Entfernungsergebnisse der Beispielmatrix

Permutation	$\sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j d_{kl} z_{kl}$
(1) 1 2 3	13,0
(2) 1 3 2	11,0
(3) 2 1 3	12,0
(4) 2 3 1	15,3
(5) 3 1 2	19,2
(6) 3 2 1	24,5

Ein Maß für die Komplexität K dieses Verfahrens ist die Anzahl der Permutationen, die zur Ermittlung des optimalen Ergebnisses notwendig sind. Die Komplexität beträgt für dieses Beispiel

$$K_{Brute-Force} = \frac{i!}{(i-j)!} = 3! = 6 \quad (4.29)$$

da die Berechnung von 6 Distanzwerten notwendig ist, um zu entscheiden, welches der kleinste Wert ist.

Der Begriff Komplexität bezeichnet hier die maximale Anzahl an Operationen, die ausgeführt werden müssen, um eine Lösung zu finden, unabhängig von der Programmiersprache und der Implementierung. Da es hierbei um eine Abschätzung der Größenordnung der Komplexität geht, wird für jeden Algorithmus der einflussreichste Faktor verwendet.

Bei einer Brute-Force-Zuordnung wird für große Matrizen die Komplexität maßgeblich durch die Anzahl von Permutationen bestimmt, so dass weitere Elementaroperationen vernachlässigt werden können.

Nearest-Neighbor-Algorithmus

Das Nearest-Neighbor⁷-Verfahren (NN) sucht bei einem beliebigen Objekt beginnend den räumlich nächsten Nachbarn und ordnet ihm diesen zu. Dieses wird für alle übrig gebliebenen Messungen durchgeführt, bis kein Wert mehr übrig ist [10, 7]. Dieser Algorithmus ist wegen seiner Geschwindigkeit beliebt. Da jedoch kein Gütekriterium über den gesamten Datensatz optimiert wird, findet er häufig eine suboptimale Lösung. Bild 4.5 beschreibt den Ablauf des Nearest-Neighbor-Algorithmus. Die gestrichelt markierte Schleife ist nur bei Verwendung eines der in Abschnitt 4.4.2 beschriebenen Gating-Verfahren zu berücksichtigen.

Als Beispiel wird mit dem NN-Verfahren das durch Matrix (4.27) beschriebene Zuordnungsproblem gelöst. Der Algorithmus arbeitet wie nachfolgend beschrieben:

1. Die Suche nach dem kleinsten Element beginnt in Spalte 1,
2. die 5 wird gefunden und als Zuordnung gespeichert,
3. Zeile 2 und Spalte 1 werden bedeckt, d. h. markiert, da hier eine Zuordnung getroffen wurde,
4. das kleinste unbedeckte Element in Spalte 2 wird gesucht,
5. die 3 wird als Zuordnung gespeichert,
6. Zeile 3 und Spalte 2 werden bedeckt und
7. die übrig gebliebene 11,2 wird als 3. und letzte Zuordnung gespeichert.

Rechnerisch ergibt sich für dieses Verfahren der suboptimale Gütewert

$$G_{NN} = 5 + 3 + 11,2 = 19,2 \quad (4.30)$$

mit einem Algorithmus der Komplexität

$$K_{NN} = ij = 3 \cdot 3 = 9 \quad (4.31)$$

Vergleichsoperationen, da für jeder der j Spalten i Einträge nach dem kleinsten Element durchsucht werden. Der Vergleich, ob die Spalte bereits bedeckt ist, wurde bereits mit eingerechnet. Im Vergleich zum Brute-Force-Algorithmus zeigt sich erst für Distanzmatrizen größer 5×5 der Vorteil dieses Verfahrens.

⁷Dt.: nächster Nachbar.

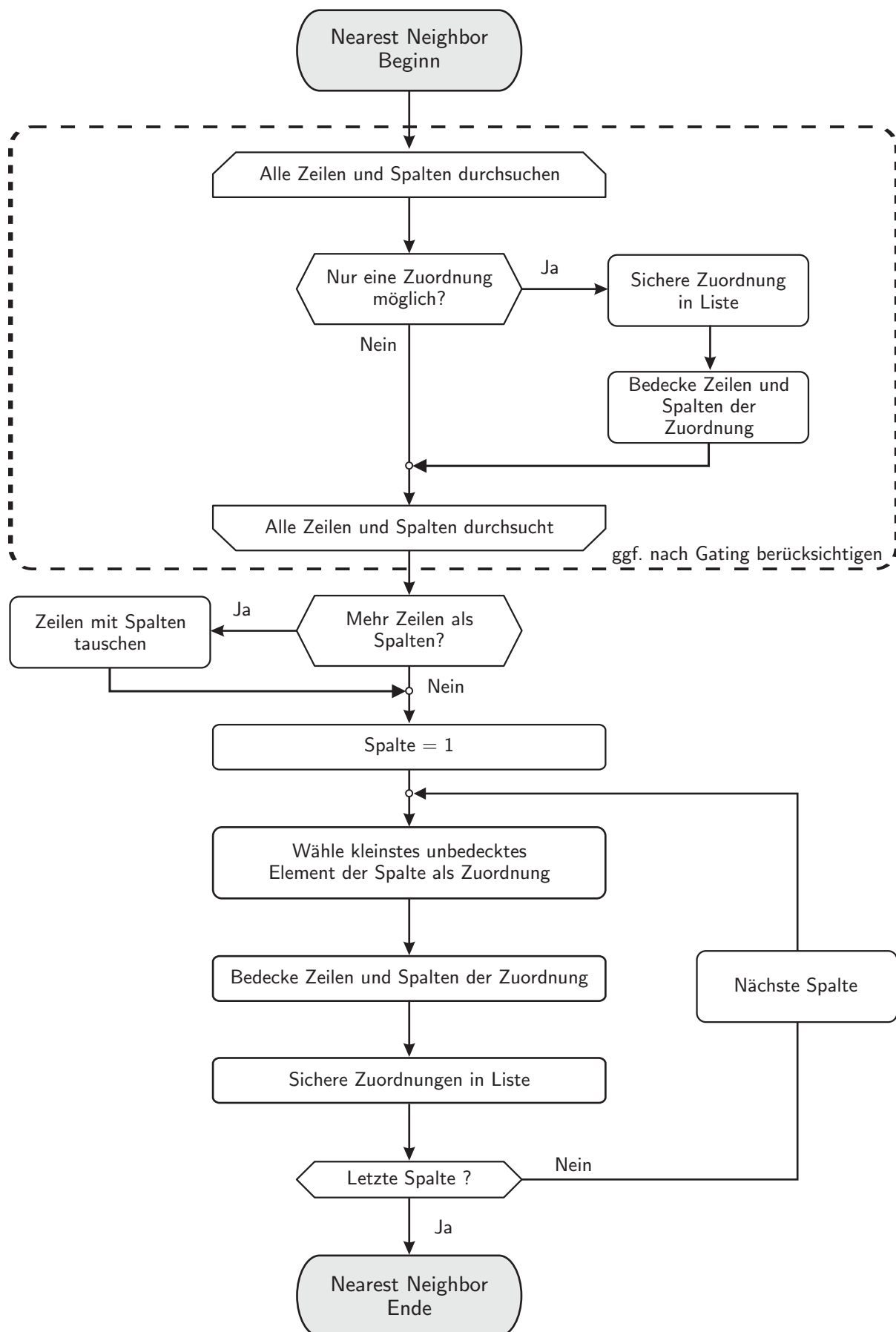


Bild 4.5: Flussdiagramm des Nearest-Neighbor-Algorithmus

Extended-Nearest-Neighbor-Algorithmus

Bild 4.6 zeigt eine neu entwickelte Erweiterung des Nearest-Neighbor-Verfahrens (ENN) um die Wahl eines günstig gelegenen Startpunktes für die NN-Suche. Im Beispiel wird

1. das kleinste unbedeckte Element in jeder Zeile als Kandidat für eine Zuordnung markiert (5 in Zeile 1, 1 in Zeile 2 und 2 in Zeile 3),
2. spaltenweise nach dem kleinsten Kandidaten gesucht,
3. Spalte 1 hat keinen Kandidaten daher wird die 5 in Spalte 2 zugeordnet,
4. Zeile 1 und Spalte 2 bedeckt,
5. die Markermatrix gelöscht und mit Schritt 1 begonnen,
6. das kleinste unbedeckte Element in jeder Zeile als Kandidat markiert,
7. spaltenweise nach dem kleinsten Kandidaten gesucht,
8. die 1 in Spalte 3 zugeordnet,
9. Zeile 2 und Spalte 3 bedeckt,
10. so dass nur noch die 9,3 als dritte Zuordnung bleibt.

Für dieses Verfahren lässt sich eine Komplexität von

$$K_{ENN} = i^2 j + (j + \frac{1}{3})i - \frac{1}{3}i^3 = 27 + 10 - 9 = 31. \quad (4.32)$$

Elementaroperationen angeben. Es erzielt das suboptimale Ergebnis

$$G_{ENN} = 5 + 1 + 9,3 = 15,3. \quad (4.33)$$

Dieser Algorithmus entspricht dem Nearest-Neighbor-Verfahren, mit dem Unterschied, dass durch die Markermatrix eine Vorauswahl günstiger Startpunkte getroffen wird. Diese Vorgehensweise steigert die Komplexität und führt im Vergleich zum Nearest-Neighbor-Verfahren jedoch zu einem besseren Ergebnis.

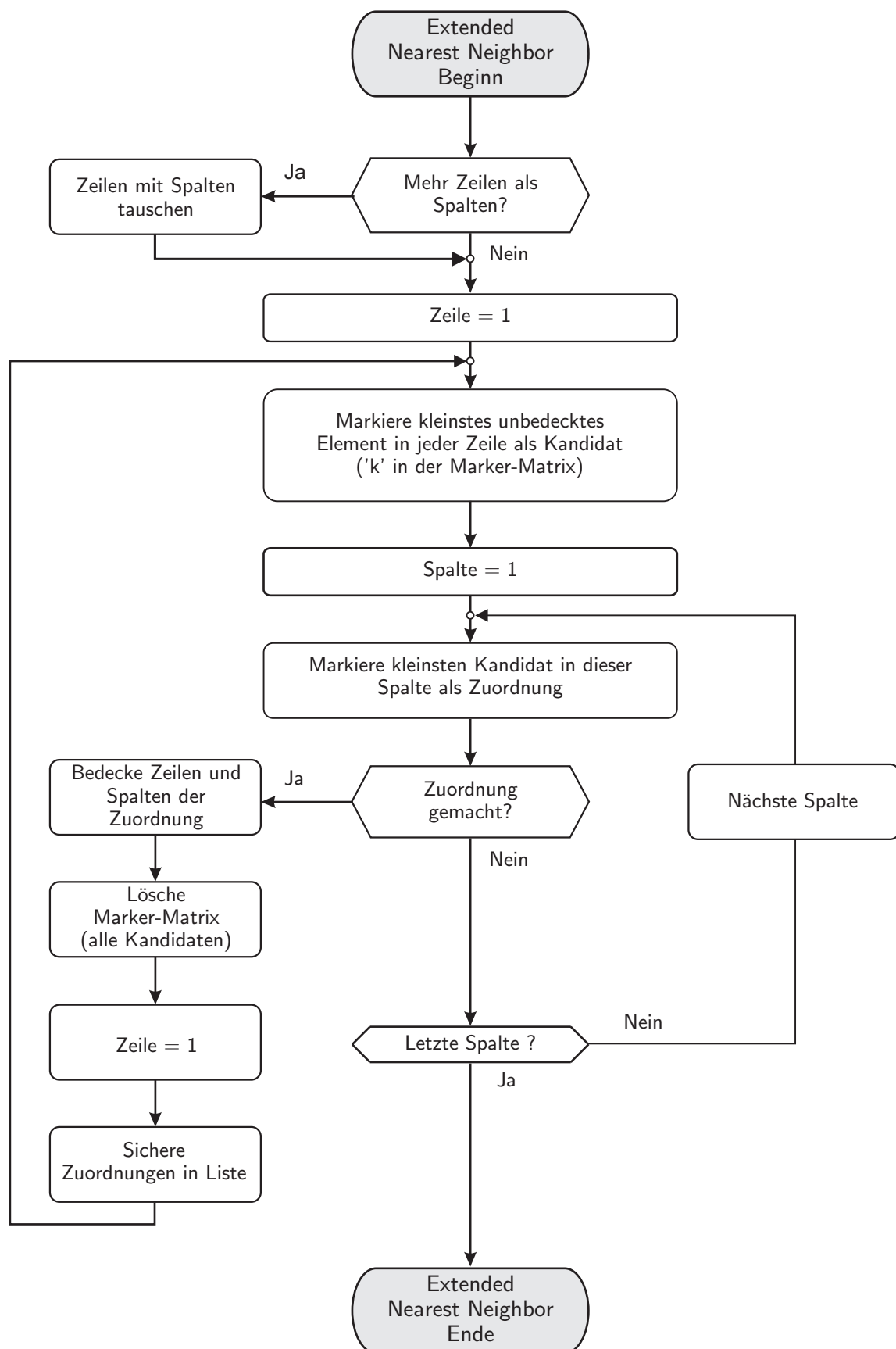


Bild 4.6: Flussdiagramm des Extended-Nearest-Neighbor-Algorithmus

Munkres - Algorithmus

Der rekursive Munkres-Algorithmus und seine Erweiterung auf rechteckige Matrizen wurden von Becker [10] ausführlich beschrieben. Dieses Verfahren findet wie die Brute-Force-Suche stets das optimale Ergebnis, hat jedoch durch den mathematisch aufwändigen Hintergrund die Komplexität

$$K_{Munkres} = i^2 j = 3^2 \cdot 3 = 27. \quad (4.34)$$

4.4.2 Gating

Der Anglizismus *Gating*⁸ bezeichnet den Vorgang unwahrscheinliche Objektzuordnungen aus der Menge der möglichen Zuordnungen zu eliminieren. Praktisch lässt sich hierzu eine Gating-Matrix verwenden, oder die Distanzmatrix **D** vor der Anwendung eines Zuordnungsalgorithmus vereinfachen. Um Speicherplatz zu sparen, wird im vorliegenden Fall die Gating-Information in die Zuordnungsmatrix integriert. Dies setzt voraus, dass die vollständige Distanzmatrix nicht an einer anderen Stelle benötigt wird. Hierzu werden

1. eindeutige Zuordnungen getroffen und die Zeilen und Spalten belegt, d. h. von einer weiteren Zuordnung ausgeschlossen und
2. unplausible Zuordnungen gelöscht.

Alle eliminierten Distanzwerte d_{kl} bekommen den Wert -1 zugewiesen. Zur Durchführung des Gatings werden um die Objekte von Sensor A geometrische Formen gelegt, üblicherweise Rechtecke oder Ellipsen, und nur die Objekte von Sensor B in die Distanzmatrix **D** übernommen, die innerhalb dieser Gates liegen.

Bild 4.7 visualisiert ein rechteckiges Gate mit konstanter Größe. Der Stern beschreibt beispielsweise ein Fusionsobjekt und die Kreise könnten Radarobjekte darstellen. Der schwarz ausgefüllte Kreis liegt innerhalb des Gates um das Fusionsobjekt und erfüllt somit die Gating-Bedingung

$$\Delta x \leq \frac{K_{Gx}}{2} \quad \wedge \quad \Delta y \leq \frac{K_{Gy}}{2} \quad (4.35)$$

mit

$$\Delta x = |x_2 - x_1| \quad \text{und} \quad \Delta y = |y_2 - y_1|. \quad (4.36)$$

⁸Dt.: eingrenzen.

Die Gate-Schwellen K_{Gx} und K_{Gy} entscheiden, ob dieses Objekt zur Zuordnung zugelassen werden kann. Der schwarze Kreis hingegen liegt außerhalb des Gates und wird von einer Zuordnung ausgeschlossen. In der Distanzmatrix \mathbf{D} wird für die Distanz dieser zwei Objekte eine -1 eingetragen.

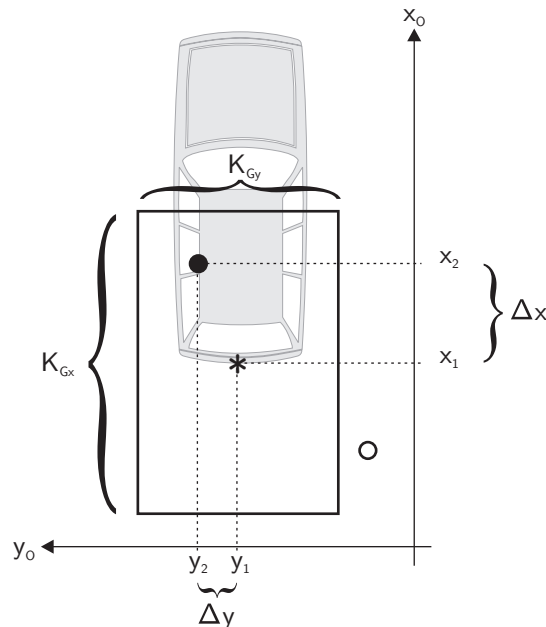


Bild 4.7: Beispiel für die Verwendung von Gates

Gating und Zuordnung von Video- zu Radarmessungen

Gates lassen sich in

- Form und
- Größe

variieren. Die Größe ist hierbei die entscheidende Variable. Diesen Zusammenhang formuliert Becker [10] (S.35) treffend mit

„Hier gilt: so klein wie möglich und so groß wie nötig.“

Die Gate-Schwellen berücksichtigen die Messunsicherheiten der Sensoren. Liefern die Sensoren zuverlässige Konfidenzmaße, lassen sich die Gates auch entsprechend ihrer Werte in Form und Größe variieren [11] (vgl. Abschnitt 4.5.5).

Für die Sensorkombination Video-Radar bewährten sich rechteckige Gates mit einer konstanten Größe von

$$K_{Gx} = 4 \text{ m} \quad \text{und} \quad K_{Gy} = 2 \text{ m}. \quad (4.37)$$

Theoretisch macht es Sinn, neben der Position noch weitere Objekteigenschaften mit in das Gating einzubeziehen. In Betracht kämen beispielsweise die Geschwindigkeit oder die Größe. Praktisch hat sich dies für das vorliegende Multi-Sensor-Netzwerk nicht bewährt, da Radar im Vergleich zu Video einerseits keine redundanten Größeninformationen liefert und andererseits die Geschwindigkeitsvektoren in Ihrer Richtung sehr unsicher sind. Dennoch sollten die Objektcharakteristiken mit in die MSDF einbezogen werden.

In Abschnitt 3.3 wurde bereits die Funktion der Radarsensoren erläutert. Der vorliegende Sensor liefert gemäß Bild 3.5 die Lage (Winkel und Schrägentfernung) der Reflexionsmaxima der in die Umgebung abgesandten Strahlung. Betrachtet man beispielsweise eine Folgefahrt hinter einem Kraftfahrzeug, so kann ein detektiertes Reflexionsmaximum überall am Heck des vorausfahrenden Fahrzeuges liegen. Selbst der Außenspiegel, Radkasten oder Dachgepäckträger kann eine korrekt erkannte Radarmessung eines Fahrzeuges sein.

Diese Erkenntnis fordert eine Anpassung des Gatings, der Zuordnung und der Fusion. Der fusionierten Objektposition ist als zusätzliches Attribut die gefilterte Objektgröße mitzugeben. Die Radarmessungen können hierzu zwar nichts beitragen, eine Filterung der vom Videosensor ermittelten Abmessungen liefert jedoch eine zuverlässige Größe.

Bild 4.8 verdeutlicht die Anwendung von Gates an einem Beispiel. Um herauszufinden welche Radar- und Videomessungen sich eindeutig dem Fusionsobjekt zuordnen lassen, wird ein rechteckiges Gate um das Fusionsobjekt gelegt. Die Wahl der Form und Ausdehnung der Gates orientiert sich an Fahrscenarien auf Autobahnen und Landstraßen. Da die Radarobjekte nicht den Videobezugspunkten entsprechen, gilt es das Gating anzupassen. Messungen werden nur dann in die Distanzmatrix eingetragen, wenn sie sich innerhalb des Gates befinden, oder automatisch zugeordnet, wenn sie innerhalb der Fahrzeugabmessungen liegen. Für ein Objekt der Breite B und der Länge L gilt eine Messung als zugeordnet, wenn Gleichung 4.35 und

$$x_1 \leq x_2 \quad \wedge \quad \Delta x \leq L \quad \wedge \quad \Delta y \leq \frac{B}{2} \quad (4.38)$$

erfüllt sind. Die Werte der Distanzmatrix lassen sich auch an die speziellen Randbedingungen der Fusion von Video- und Radarobjekten anpassen. Eine Messung, die innerhalb des Fusionsobjektes liegt, kann auch ohne Gating als zuverlässig angesehen und zum Fusionsobjekt

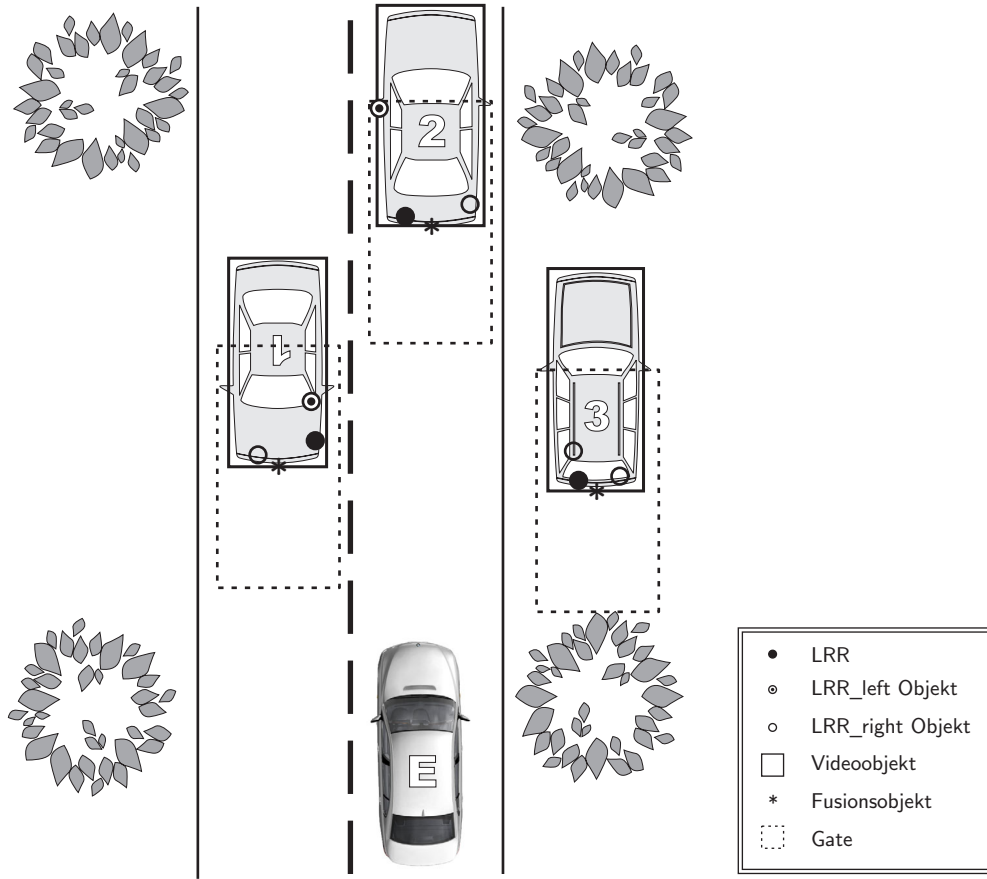


Bild 4.8: Gatingbeispiel Video mit Radar

zugeordnet werden. Verfügt man über Größenangaben des Fusionsobjektes, sollte nicht die Entfernung zwischen den Objektreferenzpunkten in die Distanzmatrix eingetragen werden, sondern der Abstand zu den Kanten des Objektes. Bild 4.9 zeigt hierzu ein Beispiel. Je nach Lage des Messobjektes kann die Longitudinalentfernung a

$$a_{kl} = \begin{cases} x_l - x_k & : x_l - x_k \geq 0 \\ -1 & : x_l - x_k < 0 \end{cases} \quad (4.39)$$

und die Lateralentfernung b

$$b_{kl} = \begin{cases} |y_k - y_l + \frac{B}{2}| & : y_l > y_k + \frac{B}{2} \\ |y_k - y_l - \frac{B}{2}| & : y_l < y_k - \frac{B}{2} \\ -1 & : y_l + \frac{B}{2} > y_k > y_l - \frac{B}{2} \end{cases} \quad (4.40)$$

zu den Fusionsobjektkanten bestimmt werden.

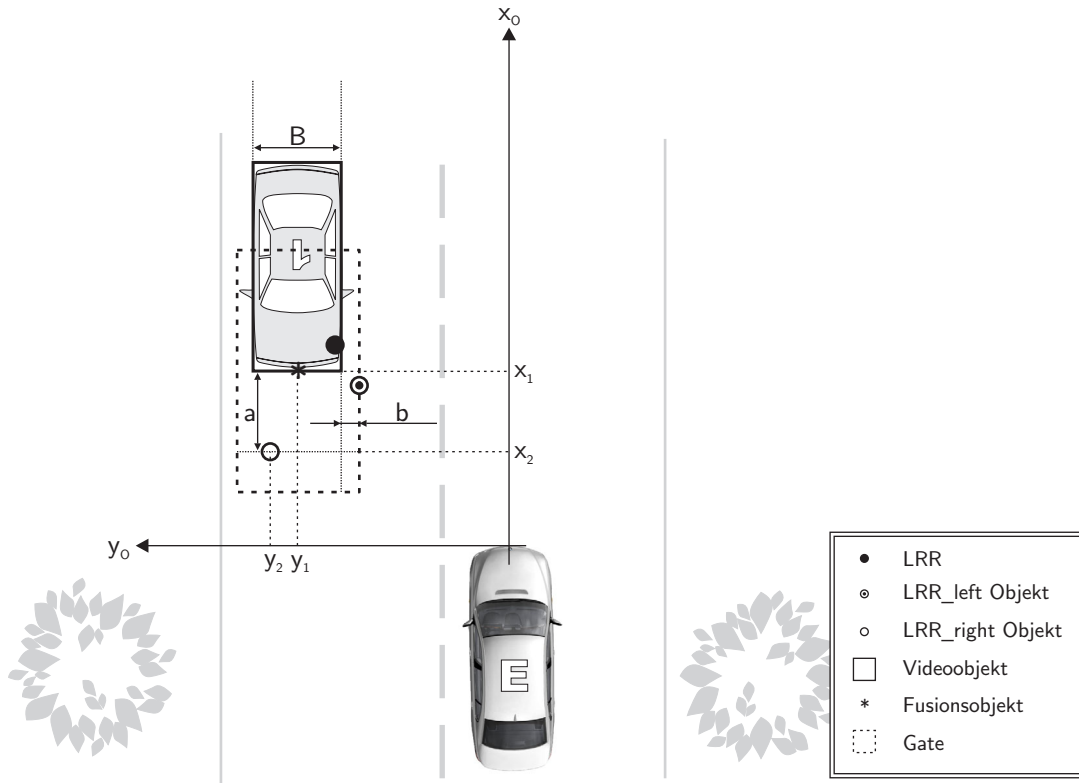


Bild 4.9: Zuordnung zu den Kanten eines Objektes

a_{kl} beschreibt hierbei den Abstand in Fahrzeuginnenrichtung zwischen dem Messobjekt und der Fusionsobjektkante, die dem Egofahrzeug am nächsten liegt. b_{kl} beschreibt die seitliche Ablage eines Objektes von den Fusionsobjektkanten. In die Distanzmatrix \mathbf{D} wird jeweils der größere Wert des Paares (a, b) eingetragen:

$$d_{kl} = \begin{cases} a_{kl} & : a_{kl} > b_{kl} \\ a_{kl} & : a_{kl} = b_{kl} \quad \wedge \quad a_{kl} \neq -1 \\ b_{kl} & : a_{kl} < b_{kl} \\ -1 & : a_{mn} = b_{mn} = -1, \text{ Zuordnung des Objektes } k \text{ zu } l. \end{cases} \quad (4.41)$$

Liegt ein Messobjekt innerhalb der Fusionsobjektausdehnungen, wird es zugeordnet und die entsprechenden Zeilen und Spalten der Distanzmatrix mit -1 bedeckt.

Bezogen auf Gleichung (4.27) reduziert sich die Distanzmatrix beispielsweise auf

$$\mathbf{D}_{Gating} = [d_{kl}] = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 4 & 1 \\ -1 & 3 & 2 \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

Im vorliegenden Fall wurden durch das Gating abwegige Zuordnungen getilgt. Die Distanzmatrix verringert sich auf die Dimension 2×2 , so dass alle vier Zuordnungsverfahren die optimale Lösung bestimmen.

Als Fazit dieses Abschnittes lässt sich festhalten, dass ein Gating zusätzlichen Quellcode erzeugt und somit den Softwareaufwand erhöht, jedoch positiven Einfluss auf Güte und Rechenzeit haben kann. Der folgende Abschnitt beleuchtet die vorgestellten vier Zuordnungsalgorithmen unter den Gesichtspunkten Aufwand und Effizienz.

4.4.3 Vergleich der Zuordnungsalgorithmen

Vor dem Hintergrund des Einsatzes der Zuordnungsalgorithmen in einem Steuergerät oder einem Fahrzeugrechnersystem ist es notwendig, das Programm so effizient wie möglich zu programmieren. Die *Effizienz* wird durch

- die benötigte Laufzeit und
- den Bedarf an Speicherplatz

bestimmt. Um die Effizienz der Zuordnungsalgorithmen möglichst unabhängig von der Programmiersprache und Implementierung beurteilen zu können, müssen Qualitätsmerkmale bestimmt werden. In Frage kommen die Kriterien

- theoretische Komplexität des Algorithmus,
- Ressourcenaufwand,
- Implementierungsaufwand und
- Güte des Zuordnungsergebnisses.

Das Ziel ist es, ein maschinenunabhängiges Qualitätsmaß für die Algorithmen zu finden.

Theoretische Komplexitätsanalyse

Für die theoretische Analyse wird im Allgemeinen vom konkreten Programm abstrahiert und der zugrunde liegende Algorithmus analysiert. Ein formales Hilfsmittel der theoretischen Informatik zur Beschreibung des Aufwandes von Algorithmen in einer abstrahierten Form ist die so genannte asymptotische Komplexität, die sich in der O-Notation ausdrücken lässt. Hierbei wird der Algorithmus abstrahiert, beispielsweise durch eine Konzentration auf

Multiplikationen oder die Vernachlässigung konstanter Faktoren. Diese Abstraktion birgt die Gefahr, dass bei variierenden Randbedingungen Fehler entstehen.

Um die Komplexität zu bestimmen, wird vereinfachend angenommen, dass nur die Elementarschritte

- Inkrementierung (I),
- Multiplikation (M),
- Vergleich (V) und
- Zuweisung (Z)

Zeit beanspruchen, während für Programmfluss und Variablendeklaration keine Zeit benötigt wird. Zusätzlich wird angenommen, dass alle Elementaroperationen gleich viel Zeit erfordern, so dass sich die Gesamtkomplexität K aus der Summe der Elementaroperationen ergibt:

$$K_{\text{Zuordnungsverfahren}}(i, j) = I(i, j) + M(i, j) + V(i, j) + Z(i, j). \quad (4.43)$$

Tabelle 4.3 zeigt im Überblick die theoretische Komplexität der vier untersuchten Zuordnungsalgorithmen. *Komplexität* bezeichnet in diesem Zusammenhang die maximal mögliche Anzahl an Operationen (*worst case*⁹), die ausgeführt werden müssen, um eine Lösung zu finden, mit dem Schwerpunkt auf Vergleichsoperationen, unabhängig von der Programmiersprache und der Implementierung.

Tabelle 4.3: Theoretische Komplexität der Zuordnungsalgorithmen

Brute-Force	Nearest-Neighbor	Extended-Nearest-Neighbor	Munkres
$\frac{j!}{(j-i)!}$	$3ij$	$i^2j + (j + \frac{1}{3})i - \frac{1}{3}i^3$	i^2j

Bild 4.10 visualisiert die in Tabelle 4.3 zusammengetragene theoretische Komplexität der Algorithmen. Für eine übersichtliche zweidimensionale Darstellung wurden symmetrische Distanzmatrizen angenommen. Deutlich ist erkennbar, dass bis zu einer Matrixgröße von 5×5 alle vier Algorithmen eine ähnliche Komplexität haben. Dieser Sachverhalt zeigte sich bereits bei der Auswertung der Beispielmatrix (4.27). Für kleine Matrizen unterscheiden sich die Algorithmen nicht in der Komplexität, sondern in der Güte der Ergebnisse. Die Erhöhung der Komplexität bei den Nearest-Neighbor-Verfahren gegenüber den Gleichungen

⁹Dt.: unter den ungünstigsten Randbedingungen.

(4.31) und (4.32) berücksichtigt das Gating-Verfahren. Deutlich setzt sich ab einer 5×5 Matrix das Brute-Force-Zuordnungsverfahren durch den hohen Aufwand für die Berechnung aller Permutationen ab. Dieses Verfahren scheidet für alle weiteren Betrachtungen aus, da es aufgrund seiner hohen Komplexität real nie zum Einsatz kommen wird.

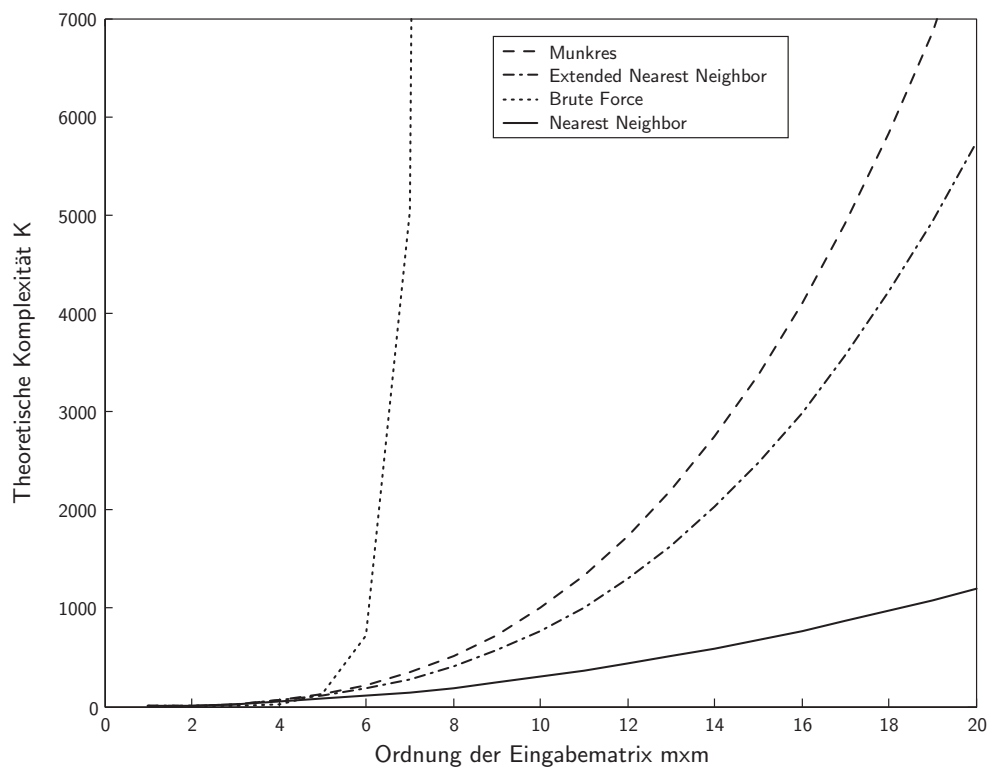


Bild 4.10: Vergleich des Aufwandes von Zuordnungsalgorithmen

Ressourcenaufwand

Der Aufwand an internen Rechnerressourcen für die Ausführung der Programmteile kann an den Kriterien

- Speicherbelegung,
- Fließkommazahlen-Operationen pro Sekunde (FLOPS) und
- Rechenzeit

gemessen werden. Die in Bild 4.11 dargestellte Speicherplatzbelegung wurde aus einer Implementierung der Algorithmen in Matlab abgeleitet. Tabelle 4.4 zeigt den für C, C++, Java und Pascal typischen Speicherplatzbedarf von Variablen. Die Darstellung dient nur zur

qualitativen Visualisierung des funktionalen Zusammenhangs zwischen der Größenordnung der Zuordnungsmatrix und dem bei der Zuordnung belegten Speicherplatz. Die quantitative Speicherbelegung hängt vom Quellcode und der Programmiersprache ab.

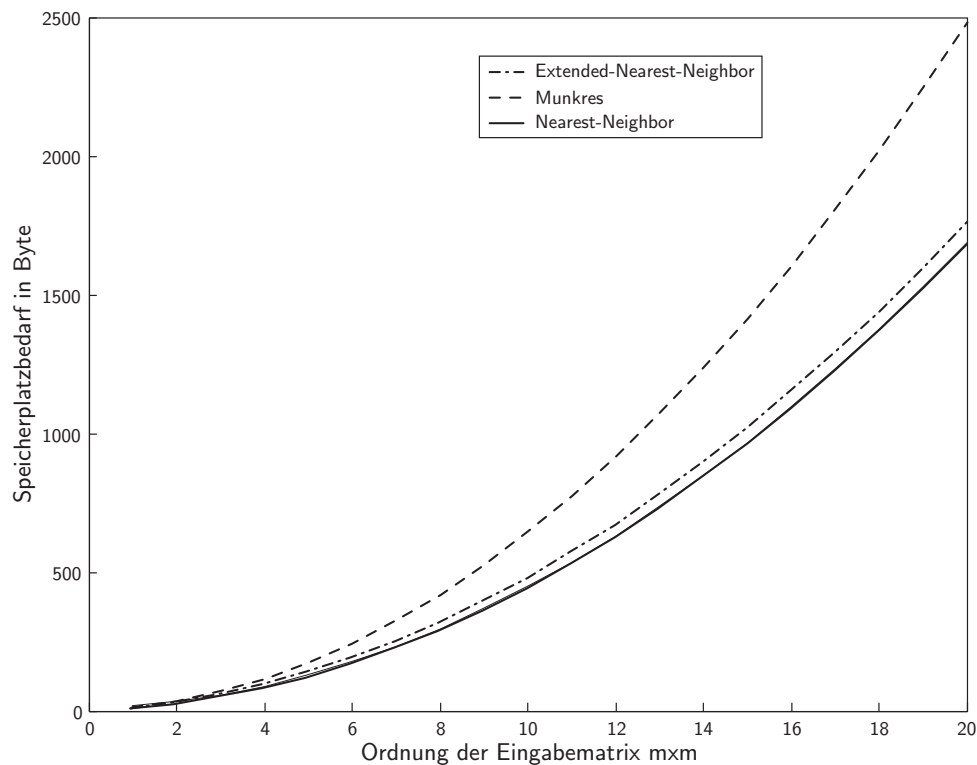


Bild 4.11: Vergleich des Speicherbedarfs von Zuordnungsalgorithmen

Tabelle 4.4: Speicherplatzbedarf von Variablen in ANSI-C

Integer: 2 Byte
 Float: 4 Byte
 Double: 8 Byte

Zur besseren Einordnung der Werte stellt Tabelle 4.5 die Speichergröße und Rechenperformance aktueller PC-Systeme im Vergleich zum DSP C67 von Texas Instruments dar.

Tabelle 4.5: Leistungsfähigkeit von Rechnersystemen

Prozessor	Intel Pentium I 255 MHz	TI-DSP C67	AMD Athlon 1 GHz
FLOPS	30 000	1 000 000	2 000 000
Speicher	64 MB	512 kB	128 MB

Zur Bestimmung der Rechenzeit und FLOPS wurden die Zuordnungsalgorithmen Munkres, NN und ENN im Rahmen von Monte-Carlo-Simulationen mit diskreten Randbedingungen auf ihre Leistungsfähigkeit hin untersucht. Die Simulationen umfassten 100 000 Versuche für Distanzmatrizen mit gleich verteilten Einträgen im Intervall

$$d_{kl} \in [0, 5, 50]\text{m} \quad (4.44)$$

bis zur Ordnung

$$i = j = 10.$$

Der Einfluss des Gatings wurde dabei mit untersucht, indem für die Einträge der Distanzmatrizen ein Schwellwert wählbar war, über dem die Einträge auf „nicht zuordnen“ (-1) gesetzt wurden. Um die Algorithmen bewerten zu können, müssen Gütemaße definiert und berechnet werden.

Im Folgenden werden die Ergebnisse für quadratische Gates der Größe

- 1 m,
- 20 m und
- 50 m

dargestellt. Bild 4.12 zeigt die über 100 000 Monte-Carlo-Simulationen gemittelte Rechenzeit der drei Zuordnungsalgorithmen in Sekunden. Die Zeitmessung erfolgte für Distanzmatrizen der Größe 1 m×1 m bis 10 m×10 m. Diese Matrizen waren durch die Anwendung von Gates der Größe 1 m×1 m gering besetzt. Das Gating wird in der Simulation realisiert, indem die Zuordnungsmatrizen mit Zufallszahlen gefüllt und anschließend alle Werte, die größer als 1 m sind, mit einer -1 bedeckt werden.

Bei einer geringen Matrixbesetzung wie dieser kommen alle Algorithmen in unter 20 ms selbst bei großen Matrizen zum Ergebnis. Die Zuordnungen werden schnell getroffen, so dass selbst der rechenintensive Munkres-Algorithmus wenig Rekursionen benötigt und für große Matrizen trotz mehr FLOPS schneller als der ENN zum Ergebnis führen kann.

Mit abnehmender Bedeckung der Matrizen ändert sich dieses Verhalten signifikant. Für diese Darstellung in Bild 4.13 wurden beispielsweise 20 m×20 m große Gates angewendet. Diese waren im Durchschnitt zu 60 % der Matrixeinträge bedeckt. Entsprechend der theoretischen Komplexitätsanalyse benötigt der Munkres-Algorithmus vor ENN und NN die längste Zeit

und die meisten FLOPS. Der ENN fällt durch seinen geringen Bedarf an FLOPS positiv auf. Dasselbe Ergebnis zeigt sich auch für voll besetzte Zuordnungsmatrizen in Bild 4.14.

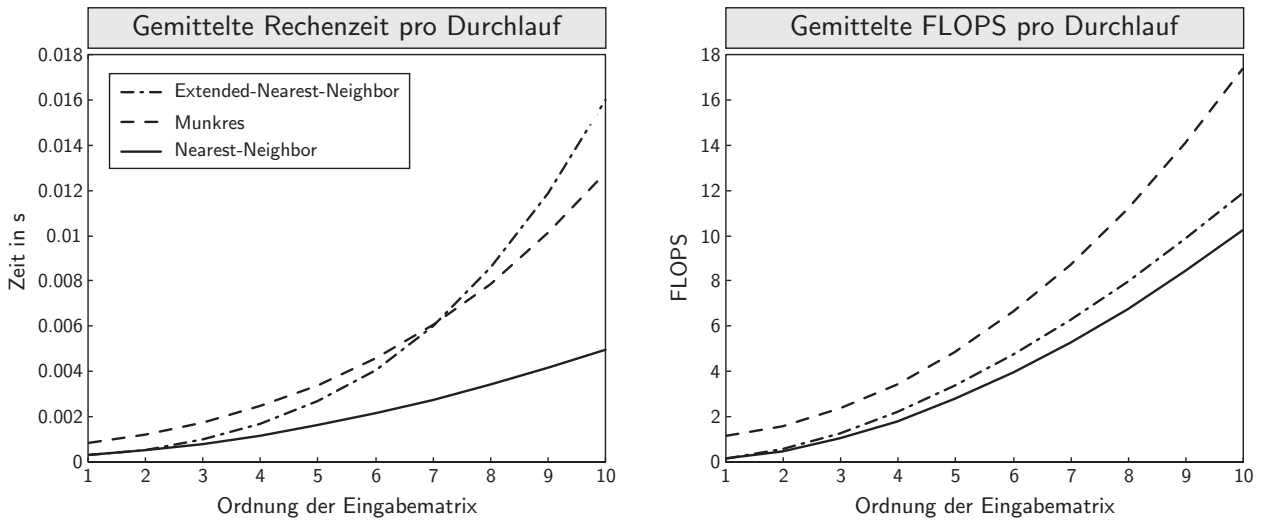


Bild 4.12: Mittelwerte aus 100 000; Berechnungen für 1 m×1 m Gates

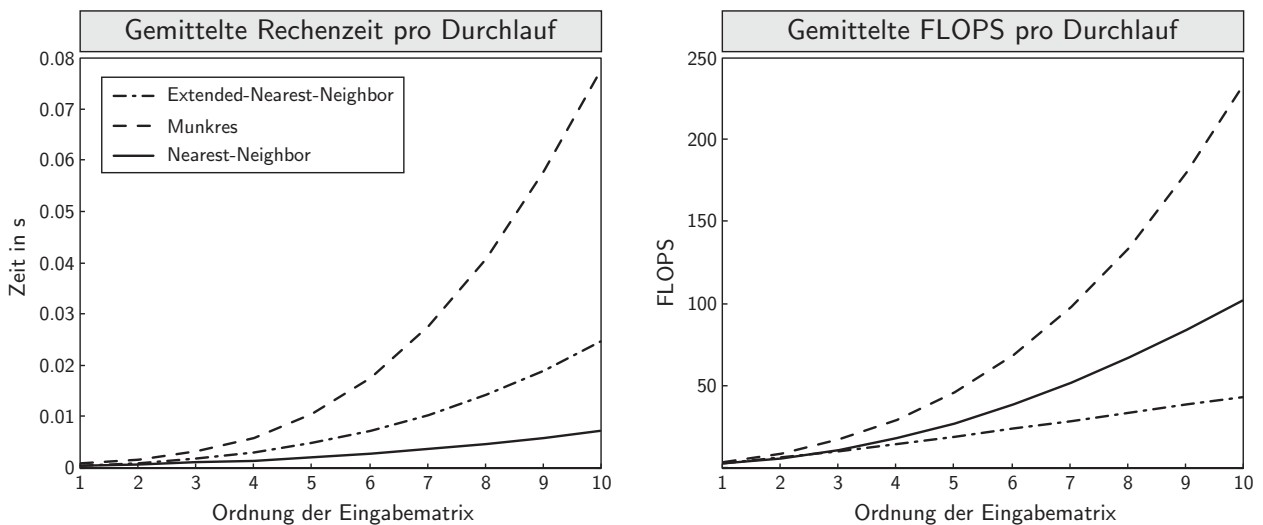


Bild 4.13: Mittelwerte aus 100 000; Berechnungen für 20 m×20 m Gates

Implementierungsaufwand

Als Maß für den Implementierungsaufwand gilt in der theoretischen Informatik die Anzahl der nötigen Quellcodezeilen, Verschachtelungen, Schleifen und rekursiven Aufrufe von Funktionen. Hinzu kommt der Zeitaufwand, den ein Programmierer benötigt, um den Algorith-

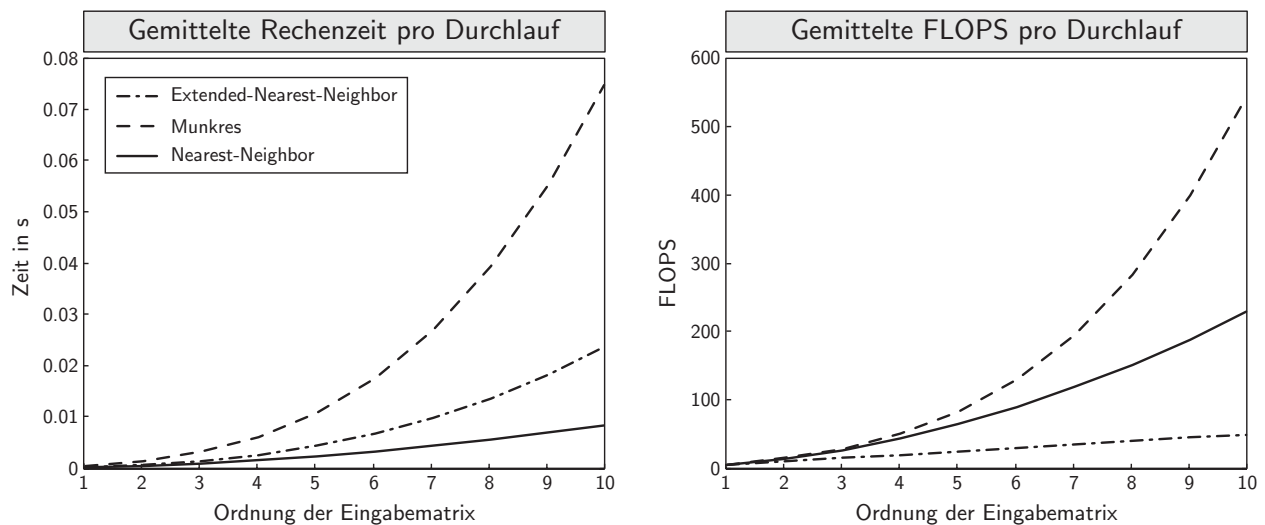


Bild 4.14: Mittelwerte aus 100 000; Berechnungen für 50 m×50 m Gates

mus zu verstehen und fehlerfrei umzusetzen. Auf eine Quantisierung des Implementierungsaufwandes wird verzichtet und dafür die subjektive Bewertung des Matlabprogrammierers dokumentiert. Der Nearest-Neighbor-Algorithmus wurde in weniger als einer Stunde implementiert, da er einfach zu verstehen und zu programmieren ist. Er erstreckt sich über 134 Zeilen. Die Erweiterung um die Marker-Matrizenauswertung (ENN) hat zusammen mit der Codevalidierung eine weitere halbe Stunde gedauert und den Quelltext um 10 Zeilen erweitert. Der Munkres-Algorithmus zeigte sich durch seinen mathematisch komplexen Ansatz weniger intuitiv programmierbar. Der Aufwand für die Umsetzung des von Becker [10] ausführlich und anschaulich dokumentierten Algorithmus betrug 5 Stunden und führte zu 400 Quelltextzeilen.

Güte des Zuordnungsergebnisses

Für die Beurteilung der Güte der Zuordnungsalgorithmen wurden erneut Monte-Carlo-Simulationen mit unterschiedlichen Gate-Größen herangezogen. Als Kriterien galten

- die Anzahl gefundener Zuordnungen und
- der mittlere Abstand der Zuordnungen.

Die Bilder 4.15-4.17 zeigen exemplarisch aussagekräftige Ergebnisse. Der Unterschied in der Anzahl der gefundenen Zuordnungen erklärt sich dadurch, dass der Munkres-Algorithmus die optimale Lösung für die maximale Anzahl an Zuordnungen bei gleichzeitig minimaler Kostenfunktion ermittelt. Das NN-Verfahren hingegen optimiert die Kostenfunktion, jedoch

nicht zusätzlich die Anzahl der Zuordnungen wie Munkres. Dieses kommt nur zum Tragen, wenn Distanzmatrizen durch Gating dezimiert sind. Dargestellt sind die gemittelten Ergebnisse aus 100 000 Simulationen für die zuvor beschriebenen drei Gate-Kategorien.

Für $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ Gates belegt Bild 4.15, dass die Algorithmen annähernd die gleiche Anzahl an Zuordnungen finden. Der mittlere Abstand der Zuordnungen liegt bei allen Algorithmen in einem schmalen Band, wobei der ENN die besten Ergebnisse zeigt, gefolgt von Munkres und NN.

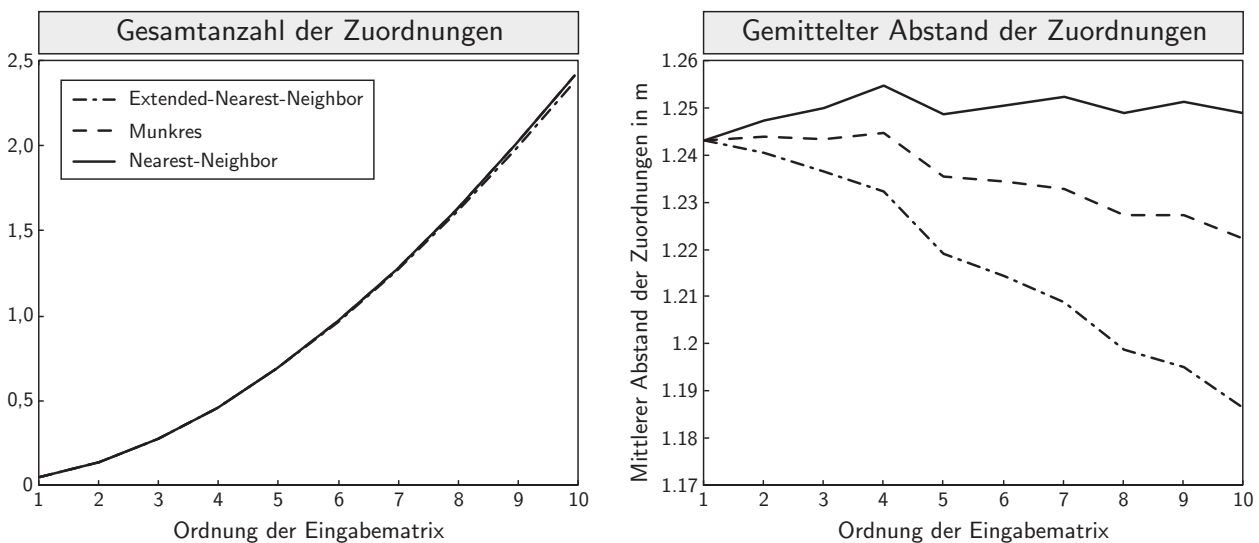


Bild 4.15: Mittelwerte aus 100 000 Berechnungen; mittlerer Abstand und Anzahl der Zuordnungen für $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ Gates

Bei einem Wertausschluss von 60 % (dies entspricht $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ Gates) zeigen sich die Unterschiede der Algorithmen deutlicher (vgl. Bild 4.16). Munkres findet stets die optimale Lösung bei gleichzeitig minimaler Kostenfunktion. Das ENN-Verfahren findet weniger Zuordnungen als Munkres, jedoch diese mit einer im Mittel optimalen Kostenfunktion. Der NN-Algorithmus findet weniger Zuordnungen als Munkres, wobei er die schlechteste Güte der drei Verfahren aufweist.

Betrachtet man, wie in Bild 4.17 dargestellt, voll besetzte Matrizen, finden alle Verfahren die gleiche Anzahl an Zuordnungen. Munkres optimiert zusätzlich die Güte, was dieses Verfahren qualitativ auszeichnet. Gemessen am mittleren Abstand der Zuordnungen ist der ENN das zweitbeste Verfahren und der NN das Drittbeste.

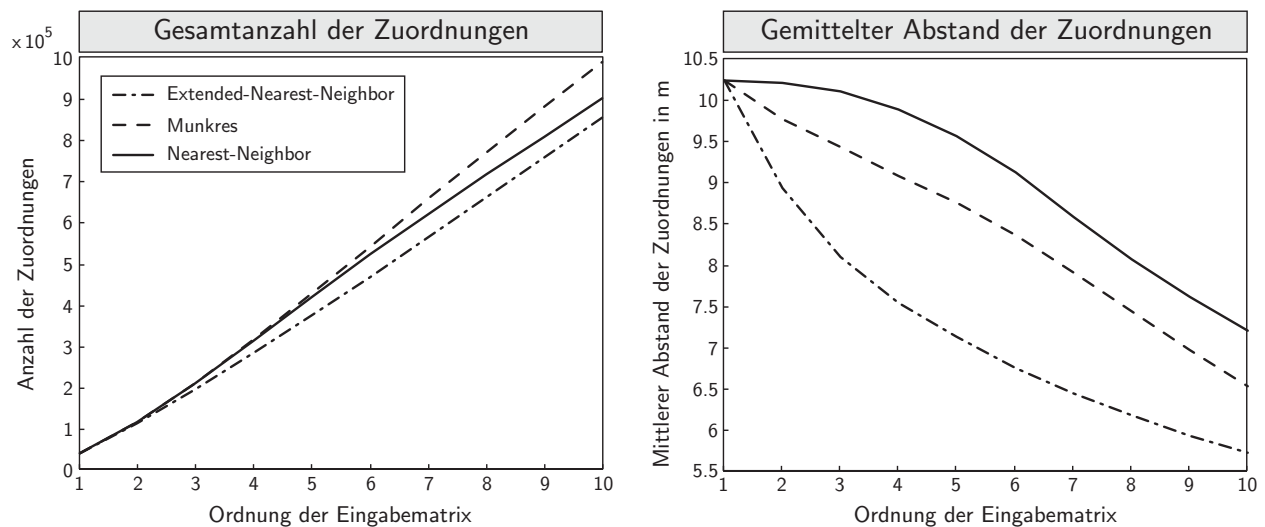


Bild 4.16: Mittelwerte aus 100 000 Berechnungen; mittlerer Abstand und Anzahl der Zuordnungen für $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ Gates

Ergebnis des Vergleiches der Zuordnungsverfahren

Betrachtet man die Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen mit variierenden Gate-Größen, so zeigen sich die unterschiedlichen Charaktere der Zuordnungsalgorithmen. Tabelle 4.6 fasst die Aussagen der Simulationen vergleichend zusammen.

Zur Verdeutlichung der Unterschiede wurden die Gütekriterien auf

- ⊕ gut
- ⊙ durchschnittlich
- ⊖ unterdurchschnittlich

reduziert. Es handelt sich hierbei um relative Angaben. Ein *unterdurchschnittlich* ist beispielsweise keine absolute Aussage, dass der Algorithmus mangelhaft arbeitet, sondern dass dieser lediglich im Vergleich zu den anderen beiden Algorithmen schlechter abgeschnitten hat. Bezogen auf die in Kapitel 3 dargestellte Systemumgebung kommen in der Realität durchschnittlich Distanzmatrizen der Größe $8\text{ m} \times 8\text{ m}$ vor. Die Gates haben erfahrungsgemäß für die Detektion von Kraftfahrzeugen mit $2\text{ m} \times 4\text{ m}$ eine bewährte Größe. Bild 4.15 belegt, dass alle untersuchten Zuordnungsalgorithmen für diese Randbedingungen nahezu gleiche Güte aufweisen. Welches Verfahren zu bevorzugen ist, hängt davon ab, ob alle möglichen Zuordnungen kostenoptimal bestimmt werden sollen. Betrachtet man Fahrscenarien auf Landstraße und Autobahn, so macht es ebenfalls Sinn, nur auf minimalen Abstand zu minimieren und geringfügig weniger Zuordnungen in Kauf zu nehmen.

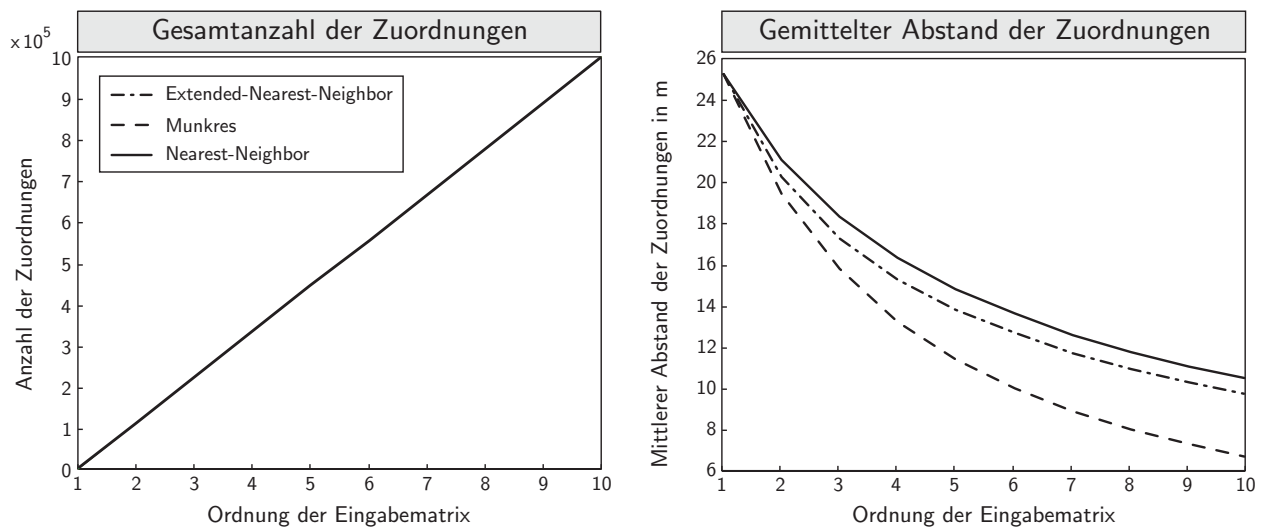


Bild 4.17: Mittelwerte aus 100 000 Berechnungen; mittlerer Abstand und Anzahl der Zuordnungen für 50 m×50 m Gates

Tabelle 4.6: Die Zuordnungsverfahren im Vergleich

	Munkres	Nearest-Neighbor	Extended-Nearest-Neighbor
theoretische Komplexität	\ominus	$\oplus\oplus$	\oslash
Speicherbedarf	\ominus	\oplus	\oslash
Anz. der Zuordnungen	$\oplus\oplus$	\oslash	\oplus
FLOPS	\ominus	\oplus	\oslash
mittlerer Abstand	\oslash	\ominus	$\oplus\oplus$
Rechenzeit	\oplus	\oslash	\oslash

Entscheidend für die Auswahl des Verfahrens ist die Rechnerhardware, auf dem der Zuordnungsalgorithmus implementiert wird. Sind genügend Ressourcen verfügbar, bietet sich eine Implementierung des Munkres-Algorithmus oder ENN an, die durch ihre rekursive Struktur mehr Systemressourcen als der NN benötigen.

Aus der Sicht des Programmierers spricht alles für ein Nearest-Neighbor-Verfahren, da diese im Vergleich zu Munkres einfacher zu verstehen und zu implementieren sind.

4.5 Multi-Sensor-Datenfusion

In den vorangegangenen Abschnitten wurde erläutert, dass sich hinter dem Begriff *Multi-Sensor-Datenfusion* die in Bild 4.18 dargestellten Arbeitsgebiete

- Datenvorverarbeitung (s. Abschnitt 4.3.2),
- Synchronisierung (s. Abschnitt 4.3.1),
- Datenzuordnung (s. Abschnitt 4.4),
- Trackinitialisierung (s. Abschnitt 4.5.4) und
- Datenfusion (s. Abschnitt 4.5)

verbergen.

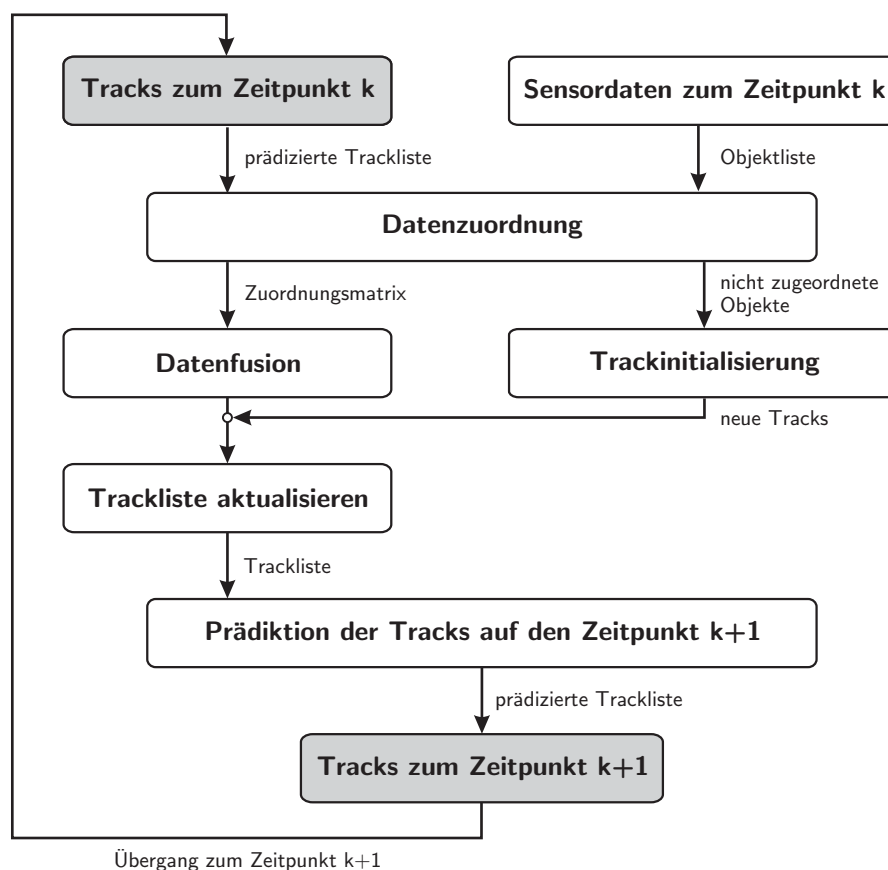


Bild 4.18: Systembestandteile einer Multi-Sensor-Datenfusion

Die Algorithmen zur Datenfusion ermitteln einen möglichst optimalen Schätzwert aus den Daten mehrerer Umfeldsensoren sowie die Schätzunsicherheit dieser Berechnung. Sie müssen

zuverlässig arbeiten und auch mit dem Ausfall von Sensoren zurecht kommen. Den Kern eines Datenfusionsverfahrens bildet ein Schätzfilter. Dessen Aufgabe ist es, die Signale von den Störungen zu trennen. Aus den von Becker [10] umfassend beschriebenen Datenfusionsverfahren wurden drei Verfahren zur Implementierung ausgewählt und anhand von Gütekriterien einander gegenübergestellt. Voraussetzung für einen Gütevergleich ist die Tatsache, dass alle Fusionsalgorithmen unter gleichen Bedingungen untersucht werden. Für diese Untersuchung gelten die Randbedingungen, dass

1. eingangsseitig die Daten von verschiedenen Sensoren verarbeitet werden und
2. ausgangsseitig Tracks inklusive ihrer Messunsicherheiten gebildet werden.

Aus der Vielzahl existierender Datenfusionsverfahren wurden die deterministischen Verfahren

- Messvektorfusion mit anschließendem Kalman-Filter (MVF+KF) und
- Informationsfilterfusion (IFF)

sowie als Vertreter der probabilistischen Verfahren zur MSDF die

- Cheap-Multi-Sensor-Joined-Probabilistic-Data-Association (CMSJPDA)

ausgewählt und implementiert. Alle drei Verfahren verschmelzen die Objekte der vier Umfeldsensoren zu Tracks, verfolgen die Fusionsobjekte für ihre Verweilzeit im Erfassungsbereich und berechnen zusätzlich Konfidenzwerte für die Schätzunsicherheiten. Der Fokus dieses Kapitels liegt auf der Beschreibung der wesentlichen Eigenschaften dieser Verfahren unter den gegebenen Sensorrandbedingungen, der Definition von Gütekriterien und dem Vergleich der Datenfusionsalgorithmen.

4.5.1 Prozessmodell

Die in Kapitel 3 beschriebene Sensorkombination aus Video und Radar liefert als Schnittmenge Informationen über Position und Geschwindigkeit von Objekten. Diese Messgrößen lassen sich durch den Vektor

$$\mathbf{y}(k) = \begin{pmatrix} Pos_x(k) \\ V_x(k) \\ Pos_y(k) \\ V_y(k) \end{pmatrix} \quad (4.45)$$

beschreiben. k bezeichnet einen diskreten Zeitschritt, da die verwendeten Sensoren nicht kontinuierlich Daten liefern, sondern in diskreten Zeitabständen. Zur Systembeschreibung im Zustandsraum wird von dem in Bild 4.19 dargestellten Strukturbild ausgegangen.

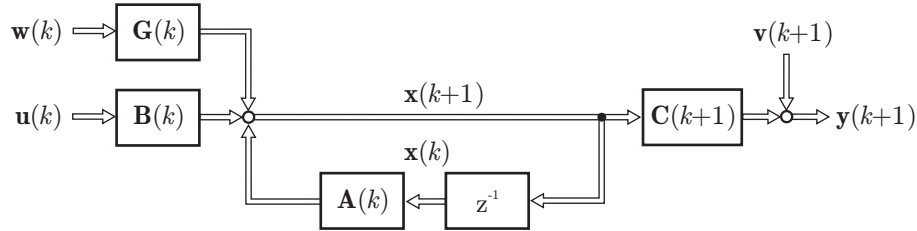


Bild 4.19: Allgemeines Prozessmodell

In dieser Grafik bezeichnet

$\mathbf{x}(k)$	den $l \times 1$	Zustandsvektor der Objekte,
$\mathbf{y}(k)$	den $l \times 1$	Messvektor,
$\mathbf{u}(k)$	den $n \times 1$	deterministischen Eingangsvektor,
$\mathbf{v}(k)$	das $m \times 1$	mittelwertfreie, unkorrelierte Messrauschen,
$\mathbf{w}(k)$	das $n \times 1$	mittelwertfreie, unkorrelierte Systemrauschen,
$\mathbf{A}(k)$	die $l \times l$	Systemmatrix,
$\mathbf{B}(k)$	die $l \times n$	Eingangsmatrix,
$\mathbf{C}(k)$	die $m \times l$	Ausgangsmatrix und
$\mathbf{G}(k)$	die $l \times n$	Störübertragungsmatrix.

Um Objekte zu verfolgen, muss ihre Bewegung möglichst realistisch modelliert werden. Üblich sind Bewegungsmodelle zweiter oder dritter Ordnung. Ein Modell dritter Ordnung nimmt die Objektbeschleunigung zwischen zwei Messzeitpunkten als konstant an. Beschleunigungsänderungen werden über das Prozessrauschen berücksichtigt. Als Beispiel hierfür wurde in Abschnitt 4.3.1 die Objektsynchronisierung mit einem Ruck-Null-Modell beschrieben. Der Preis für die beabsichtigte Erhöhung der Genauigkeit ist – durch die damit verbundene Expansion aller Vektoren und Matrizen – eine Erhöhung von Rechenleistung und Speicherbedarf. Für die nachfolgende Untersuchung wurde daher ein Beschleunigung-Null-Modell realisiert. Bei diesem Modell zweiter Ordnung wird die Objektgeschwindigkeit zwischen zwei

Abtastzeitpunkten als konstant angenommen. Die Systemmatrix \mathbf{A} lautet damit

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.46)$$

$\mathbf{y}(k)$ beinhaltet gemäß Gleichung (4.45) Position und Geschwindigkeit. Gleiches gilt für den Zustandsvektor \mathbf{x} . Die Ausgangsmatrix \mathbf{C} ist die Einheitsmatrix

$$\mathbf{C}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.47)$$

Es wird angenommen, dass die Messgrößen von einem unkorrelierten, mittelwertfreien Messrauschen \mathbf{v}

$$E \{ \mathbf{v}(k) \} = 0 \quad (4.48)$$

mit der Kovarianzmatrix \mathbf{R}

$$E \{ \mathbf{v}(k) \mathbf{v}(k)^T \} = \mathbf{R}(k) \quad (4.49)$$

überlagert sind. Es findet keine Prozessanregung von außen statt, so dass für den Steuervektor

$$\mathbf{u}(k) = 0 \quad (4.50)$$

angenommen werden kann.

Fehler, die durch die Annahme entstehen, dass die Geschwindigkeit der Objekte konstant ist, werden mit einem geeigneten Störmodell berücksichtigt. Es wird ein mittelwertfreies unkorreliertes, skalares Systemrauschen w angenommen, welches über den Störübertragungsvektor

$$\mathbf{g} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2}T^2 \\ T \\ \frac{1}{2}T^2 \\ T \end{pmatrix} \quad (4.51)$$

direkt auf die Zustandsgrößen wirkt. T ist hierbei die Abtastzeit.

Die Kovarianzmatrix des Systemrauschens ergibt sich aus dieser Annahme zu

$$\mathbf{Q}(k) = E \{ \mathbf{g}(k) w(k) w(k)^T \mathbf{g}(k)^T \} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & \frac{1}{2}T^3 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}T^2 & \frac{1}{2}T^3 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 \end{bmatrix} \sigma_w^2. \quad (4.52)$$

Unter dieser Annahme vereinfacht sich der Bewegungsprozess im Zustandsraum zum Strukturbild 4.20. Messgrößen und Zustandsgrößen hängen über

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (4.53)$$

und

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{g}(k) w(k) \quad (4.54)$$

zusammen. Im dargestellten Modell bezeichnet

- $\mathbf{x}(k)$ den 4×1 Zustandsvektor der Objekte,
- $\mathbf{y}(k)$ den 4×1 Messvektor,
- $\mathbf{v}(k)$ das 4×1 mittelwertfreie, unkorrelierte Messrauschen,
- $w(k)$ das 1×1 mittelwertfreie, unkorrelierte, skalare Systemrauschen,
- $\mathbf{g}(k)$ die 4×1 Störübertragungsvektor,
- $\mathbf{A}(k)$ die 4×4 Systemmatrix und
- $\mathbf{C}(k)$ die 4×4 Ausgangsmatrix, hier Einheitsmatrix.

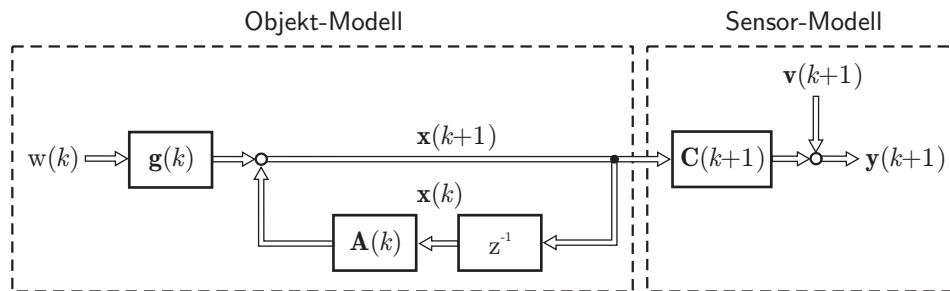


Bild 4.20: Vereinfachtes Prozessmodell im Zustandsraum

4.5.2 Messvektorfusion mit Kalman-Filter

Die in Blockschaltbild 4.21 dargestellte Messvektorfusion stellt eine simple Art der Verschmelzung von Informationen mehrerer Sensoren dar [10]. Die Messungen der n Sensoren werden über die Varianz \mathbf{R} gewichtet gemittelt. Dieses Verfahren ist optimal hinsichtlich des mittleren quadratischen Fehlers. Der Fusionsvektor berechnet sich aus den Messungen von n Sensoren zu

$$\mathbf{y}_f = \hat{\mathbf{y}} = \left[\sum_{k=1}^n \mathbf{R}_k^{-1} \right]^{-1} \cdot \sum_{k=1}^n (\mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{y}_k). \quad (4.55)$$

Die dazugehörige Varianz des fusionierten Messvektors errechnet sich aus

$$\mathbf{R}_f = \left[\sum_{k=1}^n \mathbf{R}_k^{-1} \right]^{-1}. \quad (4.56)$$

Die Messvektorfusion ist um einen Kalman-Filter ergänzt, um die fusionierten Messwerte zu glätten und so Sprünge beim Aufschalten zusätzlicher Sensoren zu verhindern. Zusätzlich berechnet das Filter die Konfidenzwerte der Tracks.

Kalman-Filter

Ein Kalman-Filter ist ein Schätzverfahren für Zustandsgrößen eines linearen dynamischen Systems, wenn die verfügbaren Messwerte von einem gaußschen weißen Rauschen gestört sind. Der rekursive Kalman-Algorithmus wird unter anderen in [4, 9, 10, 46, 47] hergeleitet und lässt sich in drei Phasen aufteilen:

1. Eine Initialisierung des Zustandsvektors $\mathbf{x}(0)$ und der Schätzfehlervarianz \mathbf{P} mit einem Anfangswert wie beispielsweise der aus der primären Messung resultierende Zustandsvektor mit der dazugehörigen Kovarianz des Messrauschens.
2. Eine Vorhersage des Zustandsvektors $\mathbf{x}^*(k+1|k)$ vom vorherigen Messzeitpunkt k auf den aktuellen Zeitpunkt $k+1$ ergibt sich aus dem Systemmodell des Kalman-Filters in Bild 4.21 zu

$$\mathbf{x}^*(k+1|k) = \mathbf{A}(k) \cdot \hat{\mathbf{x}}(k). \quad (4.57)$$

Mit der Prädiktion ist eine Erhöhung der Unsicherheit des Zustandsvektors verbunden, da auch ein Kalman-Filter die Zukunft nicht exakt vorhersagen kann. Modellabweichun-

gen sind in der Erhöhung der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers \mathbf{P} berücksichtigt:

$$\mathbf{P}^*(k+1|k) = \mathbf{A}(k) \cdot \mathbf{P}(k) \cdot \mathbf{A}^T(k) + \mathbf{Q}(k). \quad (4.58)$$

3. Die Korrektur der Zustandsschätzung $\hat{\mathbf{x}}$ berechnet sich aus dem neuen Messwert zum Zeitpunkt $k+1$ durch

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \mathbf{x}^*(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) [\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C}(k+1) \mathbf{x}^*(k+1|k)]. \quad (4.59)$$

Durch die Kalman-Verstärkung \mathbf{K} wird der nicht vorhergesagte Teil der Messwerte (Innovation) gewichtet. Diese Gewichtung soll die Varianz des Schätzfehlers minimieren. Die Kalman-Verstärkung berechnet sich aus

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}^*(k+1|k) \mathbf{C}^T(k+1) [\mathbf{C}(k+1) \mathbf{P}^*(k+1|k) \mathbf{C}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1}. \quad (4.60)$$

Die Kovarianzmatrix des Schätzfehlers \mathbf{P} erhält man durch:

$$\mathbf{P}(k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{C}(k+1)] \mathbf{P}^*(k+1|k). \quad (4.61)$$

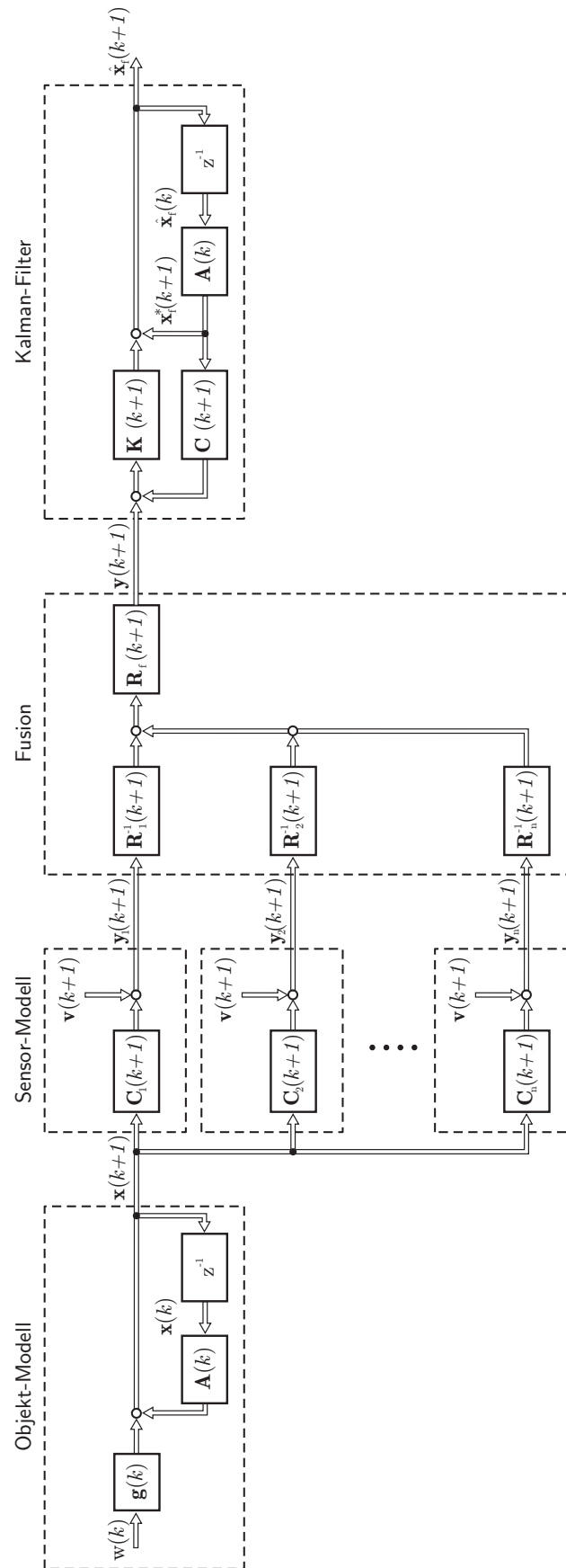


Bild 4.21: Messvektorfusion mit Kalman-Filter nach [10]

4.5.3 Informationsfilter

Das Informationsfilter in Bild 4.22 ist die inverse Kovarianzform eines Kalman-Filters, eine Variante, die nicht im Zustandsraum, sondern im Informationsraum arbeitet [9]. Mathematisch sind Kalman- und Informationsfilter identisch, im Informationsraum werden lediglich Zustandsgrößen nicht durch ihre Unsicherheiten, sondern durch ihren Informationsgehalt beschrieben. Für die Datenfusion aus n Sensoren mit Hilfe eines Informationsfilters berechnen sich die Informationsbeiträge der Sensoren aus

$$\mathbf{i}_i(k+1) = \mathbf{C}_i^T \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{y}_i(k+1), \quad (4.62)$$

$$\mathbf{I}_i(k+1) = \mathbf{C}_i^T \mathbf{R}_i^{-1}(k+1) \mathbf{C}_i(k+1). \quad (4.63)$$

Die korrigierten Schätzgrößen ergeben sich folglich aus:

$$\hat{\mathbf{z}}_f(k+1) = \mathbf{z}_f^*(k+1|k) + \sum_{i=1}^n \mathbf{i}_i(k+1), \quad (4.64)$$

$$\mathbf{Z}_f(k+1) = \mathbf{Z}_f^*(k+1|k) + \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_i(k+1). \quad (4.65)$$

Die Rücktransformation der Schätzung $\hat{\mathbf{z}}_f$ in den Zustandsraum liefert den gesuchten fusionierten Zustandsvektor

$$\hat{\mathbf{x}}_f(k+1) = \mathbf{Z}_f^{-1}(k+1) \hat{\mathbf{z}}_f(k+1). \quad (4.66)$$

Den vorhergesagten Informationszustandsvektor bzw. die vorhergesagte Informationsmatrix erhält man durch

$$\mathbf{z}_f^*(k+1|k) = \mathbf{Z}_f^*(k+1|k) \mathbf{A}(k) \hat{\mathbf{Z}}_f^{-1}(k) \hat{\mathbf{z}}_f(k) \quad (4.67)$$

$$\mathbf{Z}_f^*(k+1|k) = \left[\mathbf{A}(k) \hat{\mathbf{Z}}_f(k) \mathbf{A}^T(k) + \mathbf{Q}(k) \right]^{-1}. \quad (4.68)$$

Zu Beginn des Filtervorgangs muss ein Initialwert für den Informationszustandsvektor $\mathbf{z}_f(0)$ und die Informationsmatrix $\mathbf{Z}_f(0)$ vergeben werden. Als Startwerte bieten sich die Transformationen der Werte der ersten Messung in den Informationsraum an. Eine ausführliche Herleitung dieser Gleichungen der MVF+KF und IFF findet sich in der Dissertation von Becker [10].

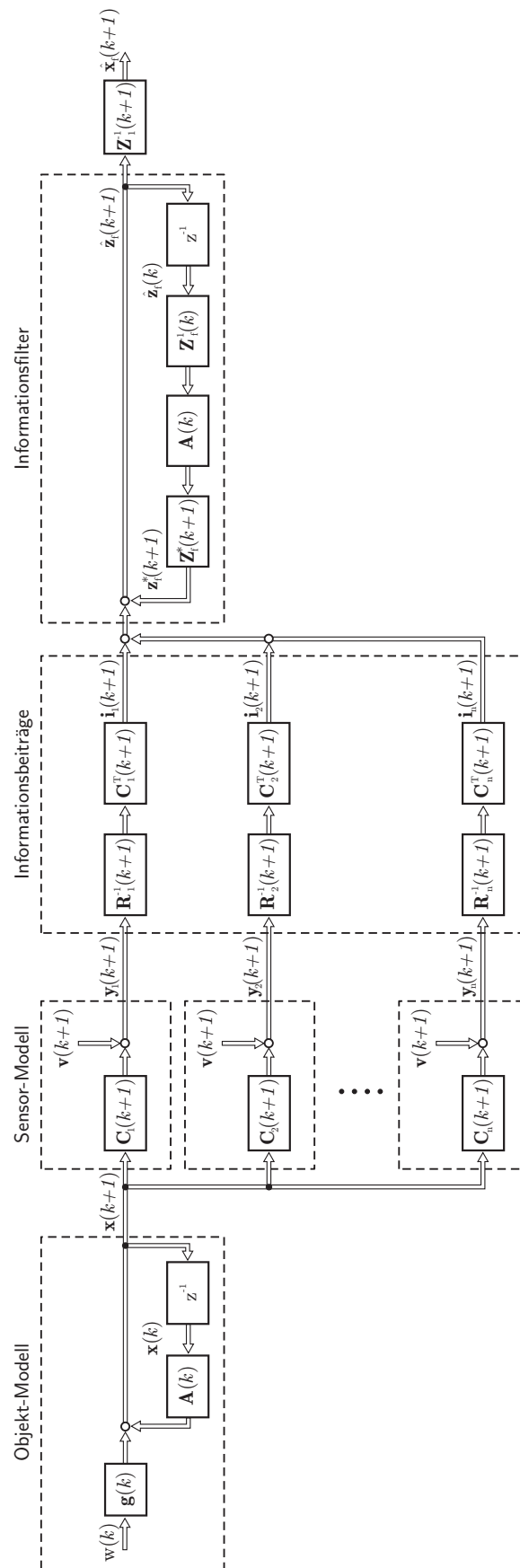


Bild 4.22: Einsatz eines Informationsfilters zur Datenfusion nach [10]

4.5.4 Trackinitialisierung und Tracking

Die Frage nach einer Trackinitialisierung und einem Tracking ist eng verbunden mit der Anwendung des Datenfusionssystems. Betreibt man die MSDF beispielsweise mit Hinblick auf die Applikation eines Abstandregelsystems, so sind die fürs ACC relevanten Tracks in der Fahrspur vor dem Egofahrzeug interessant, da der Abstand zu diesem Fahrzeug geregelt wird, sowie die Tracks in den Fahrspuren rechts und links neben dem Egofahrzeug, da diese durch ein Einscher- oder Spurwechselmanöver schnell zu relevanten Tracks werden können. Objekte wie Abflussdeckel, Randbegrenzungspfosten oder umher fliegende Kunststofftüten sind für eine ACC-Anwendung nicht relevant. Sie werden üblicherweise als „Geisterobjekte“ bezeichnet, obwohl sie physikalisch existieren. Für eine Anwendung irrelevante Objekte werden häufig bereits auf Rohdatenebene dezimiert. Sollte dennoch ein „Geist“ auf Objektebene gelangt sein, empfiehlt es sich zu verhindern, dass dieser einen Track bildet, denn sonst bestünde die Gefahr, dass dieser durch die Fusion mit weiteren „Geisterobjekten“ am Leben gehalten würde und im schlimmsten Fall die Applikation nachhaltig beeinträchtigt.

Erscheint ein Objekt neu im Erfassungsbereich besitzt es noch keinen Track. Bild 4.23 zeigt schematisch den möglichen Ablauf des Trackings für die MSDF Video-Radar. Für jeden Sensor findet im ersten Schritt ein Gating, gefolgt von einer klassischen 1-zu-1 Datenzuordnung der Messobjekte zu den vorhandenen Tracks statt (vgl. Kapitel 4.4). Hierbei wird vorausgesetzt, dass die Datenvorverarbeitung gewährleistet ist und dass für jedes Realobjekt jeweils nur eine Messung vorliegt. Sollten zwei Messungen in einem Fusionsintervall vorliegen, wird automatisch die aktuellere Messung verwendet. Aus den erfolgreichen Zuordnungen entsteht die Zuordnungsliste für die Datenfusion. Alle nicht zugeordneten Objekte sind Kandidaten für neue Tracks. Werden die Objektdaten auf Rohdatenebene bereits erfolgreich gefiltert, so dass keine die Applikation gefährdenden Geisterobjekte in den Objektlisten auftauchen, kann jedes nicht zugeordnete Objekt einen Track für die nachfolgenden Zeitscheiben initialisieren.

Die vorliegenden Sensoren, besonders Radarsensoren, liefern jedoch gelegentlich Geisterobjekte und es ist ratsam heuristische Methoden zu verwenden, um neue Tracks zu erzeugen. Tracks, die durch nicht eliminierte Geisterobjekte initialisiert werden, tragen die Bezeichnung „Fehlalarme“, da sie in einer der Fusion nachgeschalteten Applikationsstufe Fehler verursachen können. Zwänge beispielsweise ein Abflussdeckel in einer ACC-Applikation das Egofahrzeug durch seine hohe Relativgeschwindigkeit zum scharfen Bremsen, da dieser als relevanter Track erfasst wurde, würde dieses Manöver den Fahrer sicherlich verärgern. Es hat sich bewährt, Tracks erst zu erzeugen, wenn sie in aufeinander folgenden Fusionszeitschritten von unterschiedlichen Sensoren erkannt wurden.

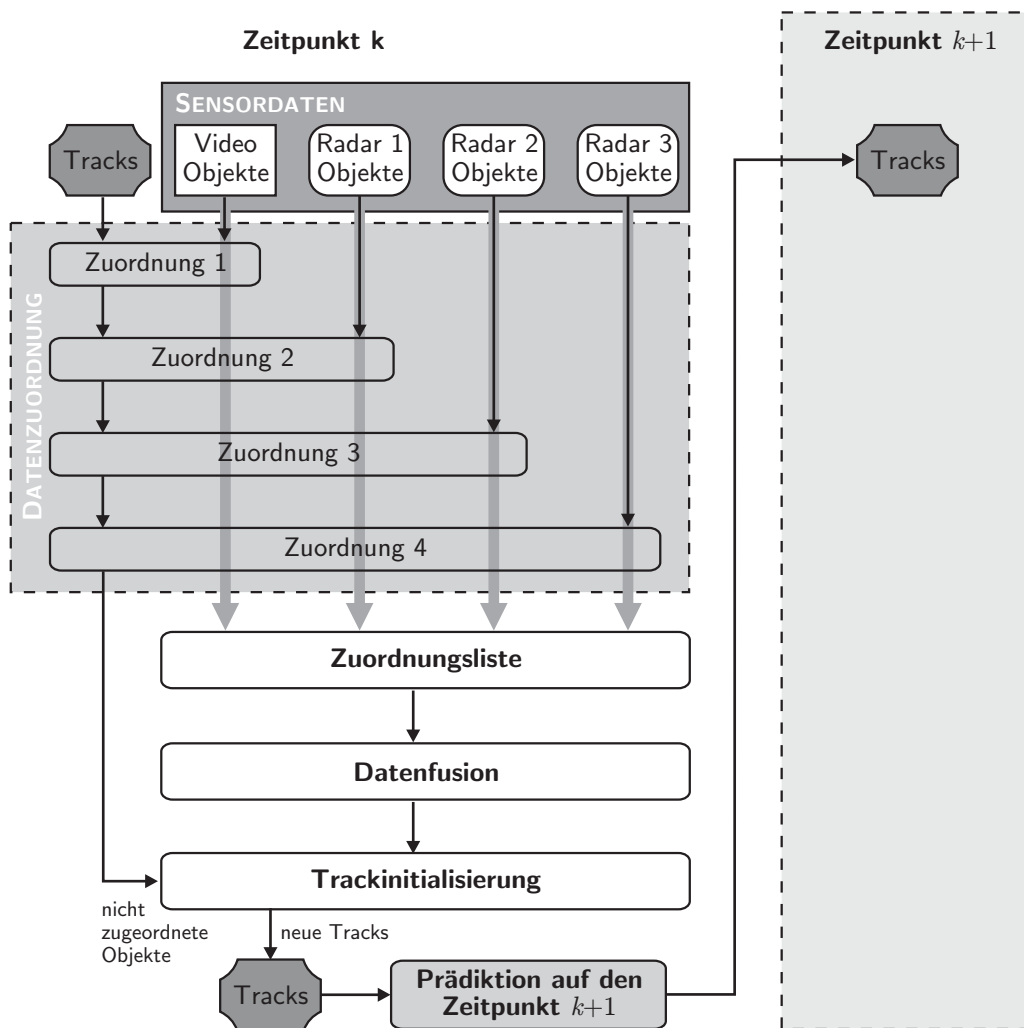


Bild 4.23: Beispiel für den Ablauf eines Objekttrackings

Bei der vorliegenden Sensorik werden reale Objekte im Bereich von 50 m bis 160 m aufgrund der Videoreichweite nur von den Radarsensoren erkannt. Detektieren zwei Radarsensoren ein Objekt, wird ein Track initialisiert, aber erst aktiviert, wenn er über die Dauer von drei Zeitscheiben wiedererkannt wurde, um der Gefahr von Fehlalarmen zu entgehen.

Einen interessanten Beitrag zum Thema Trackinitialisierung und Tracking liefern die probabilistischen Datenassoziationsverfahren (PDA) [7]. Hierbei werden alle Messobjekte innerhalb eines Gates als potentiell richtige Messungen für vorhandene Tracks betrachtet. Der grundlegende Unterschied zur oben beschriebenen 1-zu-1 Zuordnung besteht darin, dass ein Messobjekt mehrere Tracks aktualisieren kann. Es handelt sich um ein kombiniertes Zuordnungs- und Fusionsverfahren, da für alle möglichen Messobjekt-Track-Kombinationen die Wahrscheinlichkeit β_{ij} bestimmt wird, dass dieses Zuordnungsereignis Θ_{ij} gültige Beobachtungen

für die Systemzustände der Tracks sind. Dieses Verfahren eignet sich hervorragend für eine Datenfusion auf Rohdatenbasis, kann jedoch auch auf Multi-Sensor-Netzwerken angewendet werden.

Die Verwendung des PDA auf Objektebene bietet sich an, wenn das sensorinherente Tracking für die gewünschte Applikation unzureichend arbeitet. Wird das PDA auf ein Multi-Sensor-Netzwerk angewendet, kann das sensorinterne Tracking vernachlässigt werden, da dieses i. A. nicht den notwendigen Informationsaustausch zwischen den Sensoren berücksichtigt. Bei der MSCJPDA, als Beispiel für probabilistische Fusionsverfahren, wird zugelassen, dass mehrere Messungen eines Sensors zum gleichen Track gehören können. Die MSCJPDA findet trotz ihrer bemerkenswerten Eigenschaften in der deutschsprachigen Literatur wenig Beachtung, was sich vermutlich mit dem wenig intuitiven Ansatz über die verkoppelten Zuordnungswahrscheinlichkeiten begründet. Das nachfolgende Kapitel beschreibt exemplarisch die Verwendung der MSCJPDA zur Datenfusion eines Videosensors mit drei Radarsensoren auf Objektdatenebene.

4.5.5 Multi-Sensor-Cheap-Joined-Probabilistic-Data-Association

Die probabilistischen Filteransätze wurden von Bar-Shalom in zahlreichen seiner Werke [7, 8, 9] beschrieben. In [30] werden die probabilistischen Verfahren in ihrer Komplexität heruntergebrochen auf die Zuordnung und Fusion von

1. einem Track und einem Sensor (Probabilistic-Data-Association-Filter, PDAF),
2. mehreren Tracks und einem Sensor (Joined-Probabilistic-Data-Association, JPDA) und
3. mehreren Tracks und mehreren Sensoren (Multi-Sensor-Joined-Probabilistic-Data-Association, MSJPDA).

Zusätzlich wird in [7] eine Vereinfachung der JPDA (Cheap-Joined-Probabilistic-Data-Association, CJPDA) vorgestellt. Bild 4.24 zeigt beispielsweise eine Zuordnungsproblematik, bei der die klassischen 1 zu 1 Zuordnungsverfahren häufig Fehler machen. Die beiden Zielfahrzeuge (1, 2) fahren mit einer ähnlichen Geschwindigkeit aneinander vorüber, so dass sich ihre Validierungsregionen überschneiden. Es besteht die Gefahr, dass zu Fahrzeug 1 gehörende Messungen Fahrzeug 2 zugeordnet werden.

Das Beispiel zeigt, dass Objekt 2 in der Validierungsregion zweier Tracks liegt. Für die Durchführung einer MSJPDA müssen die Wahrscheinlichkeiten β_{ij} aller möglichen kombinierten Zuordnungsereignisse, im folgenden Verbundereignisse¹⁰ (VE) genannt, der j Messobjekte

¹⁰Engl.: joined events.

zu den i Tracks ermittelt werden. Die Zuordnung eines Messobjektes zur Tracknummer 0 berücksichtigt die Möglichkeit, dass es sich bei dieser Messung um ein Geisterobjekt handelt.

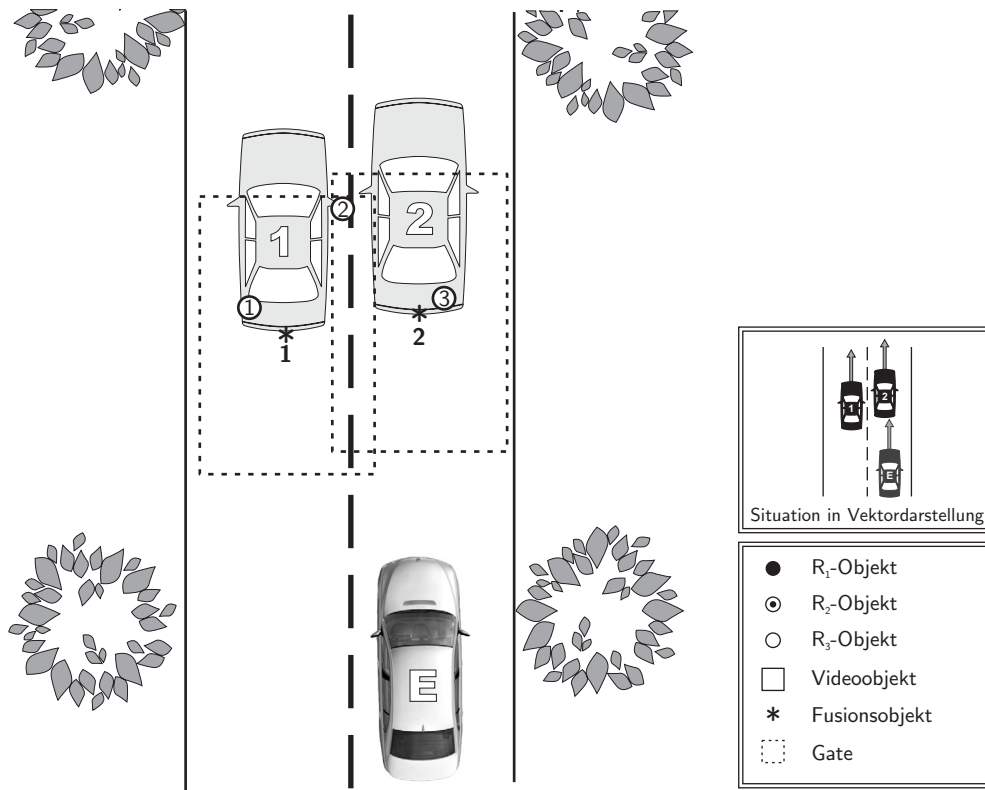


Bild 4.24: Beispiel für kombinierte Zuordnungsereignisse

Aus dem in Bild 4.24 dargestellten Beispiel ergeben sich acht Verbundereignisse:

VE 1	Objekt	VE 2	Objekt	VE 3	Objekt	VE 4	Objekt
Fehler 0	1,2,3	Fehler 0	1,3	Fehler 0	2,3	Fehler 0	1,3
Track 1	-	Track 1	2	Track 1	1	Track 1	-
Track 2	-	Track 2	-	Track 2	-	Track 2	2

VE 5	Objekt	VE 6	Objekt	VE 7	Objekt	VE 8	Objekt
Fehler 0	1,2	Fehler 0	3	Fehler 0	1	Fehler 0	2
Track 1	-	Track 1	1	Track 1	2	Track 1	1
Track 2	3	Track 2	2	Track 2	3	Track 2	3

Diese VE lassen sich übersichtlich in einer Zuordnungsmatrix

$$\mathbf{Z} = \left[\begin{array}{c|ccc} & 0 & 1 & 2 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 0 \\ 2 & 1 & 1 & 1 \\ 3 & 1 & 0 & 1 \end{array} \right] \quad (4.69)$$

zusammenfassen. Die Objekte bilden die Zeilen und die Tracks inklusive Fehler die Spalten. Der Vergleich mit Bild 4.24 macht deutlich, das Objekt 1 entweder zu keinem Track oder zu Track 1 gehört. Objekt 2 kann zu Track 1 oder 2 oder keinem zugeordnet werden und Objekt 3 entweder zu 2 oder keinem. Der Brute-Force-Ansatz alle VE zu berechnen, ist mit einem hohen Aufwand verbunden. Es ist sinnvoll diese Matrix auf plausible und eindeutige VE zu beschränken, um Ressourcen zu sparen. Ein Verfahren, welches einer der MSJPDA vergleichbaren Fusionsgüte entspricht, jedoch nicht auf die Berechnung aller Verbundereignisse angewiesen ist, ist die CJPDA. Bild 4.25 visualisiert den Ablauf des Algorithmus.

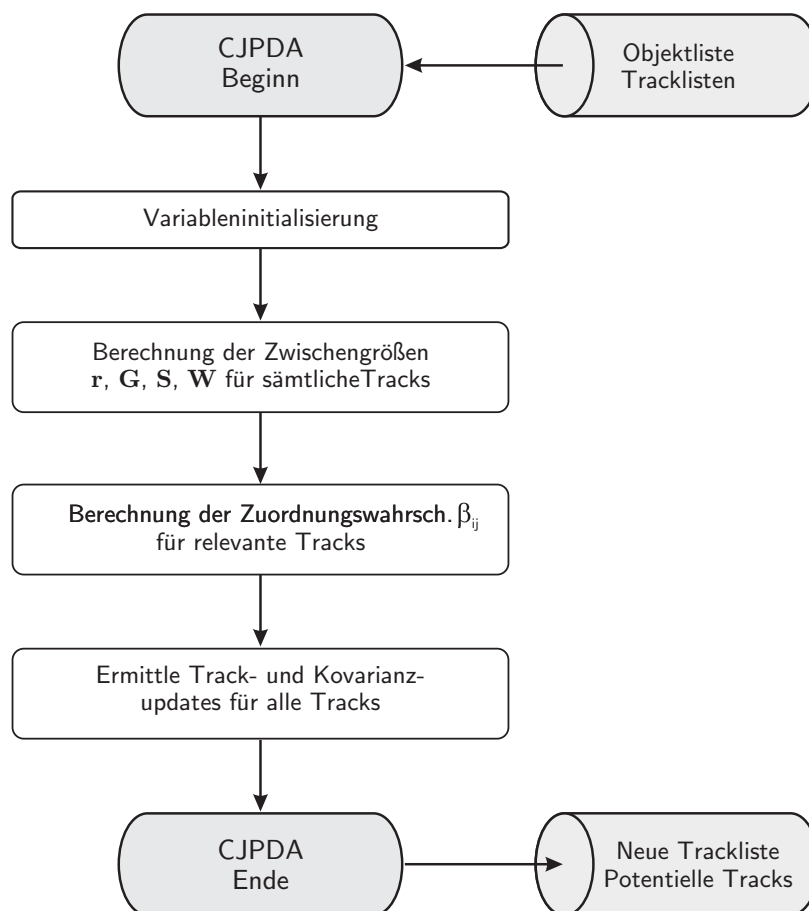


Bild 4.25: Ablaufschema einer CJPDA

Die Zuordnungswahrscheinlichkeiten der Messungen j zu den Tracks i werden bei der CJPDA über eine Näherungsformel bestimmt:

$$\beta_{ij} = \frac{G_{ij}}{\sum_{l=1}^m G_{il} + \sum_{l=1}^n G_{lj} - G_{ij} + B}, \quad i = 1 \dots n; j = 1 \dots m_k. \quad (4.70)$$

In Gleichung (4.70) verhält sich G_{ij} proportional zur Gaußverteilung des Messvektors $\mathbf{y}_j(k+1)$ um die Trackvorhersage $\mathbf{x}_i^*(k+1)$. G_{ij} errechnet sich aus der Innovation $\mathbf{r}_{ij}(k+1)$ und der dazugehörigen Kovarianzmatrix $\mathbf{S}_{ij}(k+1)$:

$$G_{ij} = \frac{1}{\sqrt{\det(\mathbf{S}_{ij})}} \exp \left(-\frac{1}{2} \mathbf{r}_{ij}^T \mathbf{S}_{ij}^{-1} \mathbf{r}_{ij} \right). \quad (4.71)$$

Der Summand B berücksichtigt die Wahrscheinlichkeit von Messfehlern und sollte an die jeweilige Sensorkonfiguration angepasst werden. Die Zuordnungsmatrix \mathbf{Z} und damit direkt verbunden die Optimierung der Performance wird über einen Schwellwert bei der Berechnung der G_{ij} realisiert. Wichtet man die Innovationen über die Einheitsmatrix

$$\mathbf{W}_p = \begin{bmatrix} w_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_{44} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.72)$$

erhält man einen Skalar für die gewichtete normierte quadratische Innovation (NQI). Liegt dieser Wert oberhalb einer Schranke

$$\mathbf{W}_p \mathbf{r}_{ij}^T(k+1) \mathbf{S}_{ij}^{-1}(k+1) \mathbf{W}_p \mathbf{r}_{ij}(k+1) > \text{Schwellwert} \quad (4.73)$$

bedeutet dies, dass Messobjekt und Track hinreichend verschieden sind, um nicht weiter berücksichtigt zu werden. Der entsprechende G_{ij} -Wert wird zu Null gesetzt, damit Track i und Messobjekt j bei der Bestimmung der Zuordnungswahrscheinlichkeit nicht berücksichtigt werden. Der Schwellwert hat somit beträchtlichen Einfluss auf die Fusion.

Es bietet sich an, drei Schwellwerte zu definieren, die an unterschiedlichen Stellen des Fusionsalgorithmus zum Tragen kommen, den

- Trackblockade-Schwellwert (TBS),
- Trackinitialisierungs-Schwellwert (TIS) und
- Trackverschmelzungs-Schwellwert (TVS).

Für diese Skalare können beispielsweise die Werteabstände

$$\text{TIS} = 10, \quad \text{TVS} = 40, \quad \text{TBS} = 50$$

gewählt werden. Wie sich diese Schwellwerte zur Trackinitialisierung und Verschmelzung einsetzen lassen, wird nachfolgenden Abschnitt 4.5.6 ausführlich erläutert.

Die notwendigen Zwischengrößen der NQI (vgl. Gleichung (4.71)) berechnen sich gemäß der Zustandsvorhersage eines Kalman-Filters aus Kapitel 4.5.2. Die Vorhersage eines Tracks auf die neue Zeitscheibe errechnet sich aus

$$\mathbf{y}_i^*(k+1|k) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_i(k|k). \quad (4.74)$$

Die Vorhersage der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers entspricht unter Berücksichtigung des Systemrauschens

$$\mathbf{P}_i^*(k+1|k) = \mathbf{A} \mathbf{P}_i(k|k) \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}(k). \quad (4.75)$$

Die Systemausgangsmatrix \mathbf{C} ist eine Einheitsmatrix. Somit berechnet sich der erwartete Messvektor $\mathbf{y}_i^*(k+1|k)$ eines korrekten Messobjektes aus der Vorhersage des Zustandsvektors $\mathbf{x}^*(k+1|k)$ nach Gleichung:

$$\mathbf{y}_i^*(k+1|k) = \mathbf{C} \mathbf{x}_i^*(k+1|k) = \mathbf{x}_i^*(k+1|k). \quad (4.76)$$

Betrachtet man eine tatsächliche Messung \mathbf{y} zur aktuellen Zeit $(k+1)T$, so berechnet sich die Innovation \mathbf{r} zwischen Messung und Vorhersage \mathbf{y}^* zu

$$\mathbf{r}_{ij}(k+1) = \mathbf{y}_j(k+1) - \mathbf{y}_i^*(k+1|k) \quad (4.77)$$

mit der zugehörigen Kovarianzmatrix \mathbf{S}

$$\mathbf{S}_{ij}(k+1) = \mathbf{C} \mathbf{P}_i^*(k+1|k) \mathbf{C}^T + \mathbf{R}_j(k+1). \quad (4.78)$$

Die Kalman-Verstärkung $\mathbf{K}_{ij}(k+1)$ ermöglicht eine Korrektur der Zustandsvorhersage anhand der Messung gemäß

$$\mathbf{K}_{ij}(k+1) = \mathbf{P}_i^*(k+1|k) \mathbf{C}^T \mathbf{S}_{ij}^{-1}(k+1). \quad (4.79)$$

Nimmt man den Sonderfall an, nur ein Messobjekt j wird mit hinreichender Wahrscheinlichkeit dem Track i zugeordnet, dann sind alle anderen G_{ij} gleich Null und unter der Voraus-

setzung

$$B = 0$$

ergibt sich

$$\beta_{ij} = 1.$$

Die Gleichung für die korrigierte Zustandsschätzung vereinfacht sich daraufhin von

$$\hat{\mathbf{x}}_i(k+1|k+1) = \mathbf{x}_i^*(k+1|k) + \sum_{j=1}^m \mathbf{K}_{ij}(k+1) \beta_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1) \quad (4.80)$$

auf

$$\hat{\mathbf{x}}_i(k+1|k+1) = \mathbf{x}_i^*(k+1|k) + \mathbf{K}_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1), \quad (4.81)$$

und das Update der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers von

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i(k+1|k+1) &= \beta_{i0}(k+1) \mathbf{P}_i^*(k+1|k) + \sum_{j=1}^m [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{ij}(k+1) \mathbf{C}] \mathbf{P}_i^*(k+1|k) \beta_{ij}(k+1) \\ &+ \sum_{j=1}^m \beta_{ij}(k+1) \mathbf{K}_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1)^T \mathbf{K}_{ij}(k+1)^T \\ &- \sum_{j=1}^m \beta_{ij}(k+1) \mathbf{K}_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1) \\ &\cdot \sum_{j=1}^m \beta_{ij}(k+1) \mathbf{r}_{ij}(k+1)^T \mathbf{K}_{ij}(k+1)^T \end{aligned} \quad (4.82)$$

auf

$$\mathbf{P}_i(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{ij}(k) \mathbf{C}] \mathbf{P}_i^*(k+1|k). \quad (4.83)$$

Der letzte Systemblock im Flussdiagramm der CJPDA (Bild 4.25) – die Berechnung der Track- und Kovarianzupdates – kann nach den Gleichungen (4.81) und (4.83) bestimmt werden. Für den beschriebenen Sonderfall entsprechen die Gleichungen für die Updates denen eines Kalman-Filters. Lassen sich mehrere Objekte mit hoher Wahrscheinlichkeit ein und demselben Track zuordnen, wird der Trackzustand über die Wahrscheinlichkeiten gewichtet ermittelt.

Für die Implementierung der CJPDA zur MSDF kommt ein paralleler oder sequentieller Ansatz in Betracht. Pao [58] hat beide Ausführungen einander gegenüber gestellt und kommt zu dem Ergebnis, dass die in Bild 4.26 dargestellte serielle Ausführung zahlreiche Vorteile hat. Jede CJPDA-Stufe erhöht die Qualität der Zustandsschätzung. Lediglich die erste Stufe erhält als Eingangsgröße die möglicherweise ungenaue Prädiktion der Tracks aus der vergangenen Zeitscheibe. Die Zuordnungswahrscheinlichkeit β_{ij} kann sich daher von Stufe zu Stufe erhöhen, was sich positiv auf die Lebensdauer der Tracks auswirkt. Zusätzlich ist der Rechen- und Implementierungsaufwand geringer als bei der parallelen MSCJPDA. Als Schluss dieser Erkenntnisse wurde als Vertreter der PDA die MSCJPDA implementiert.

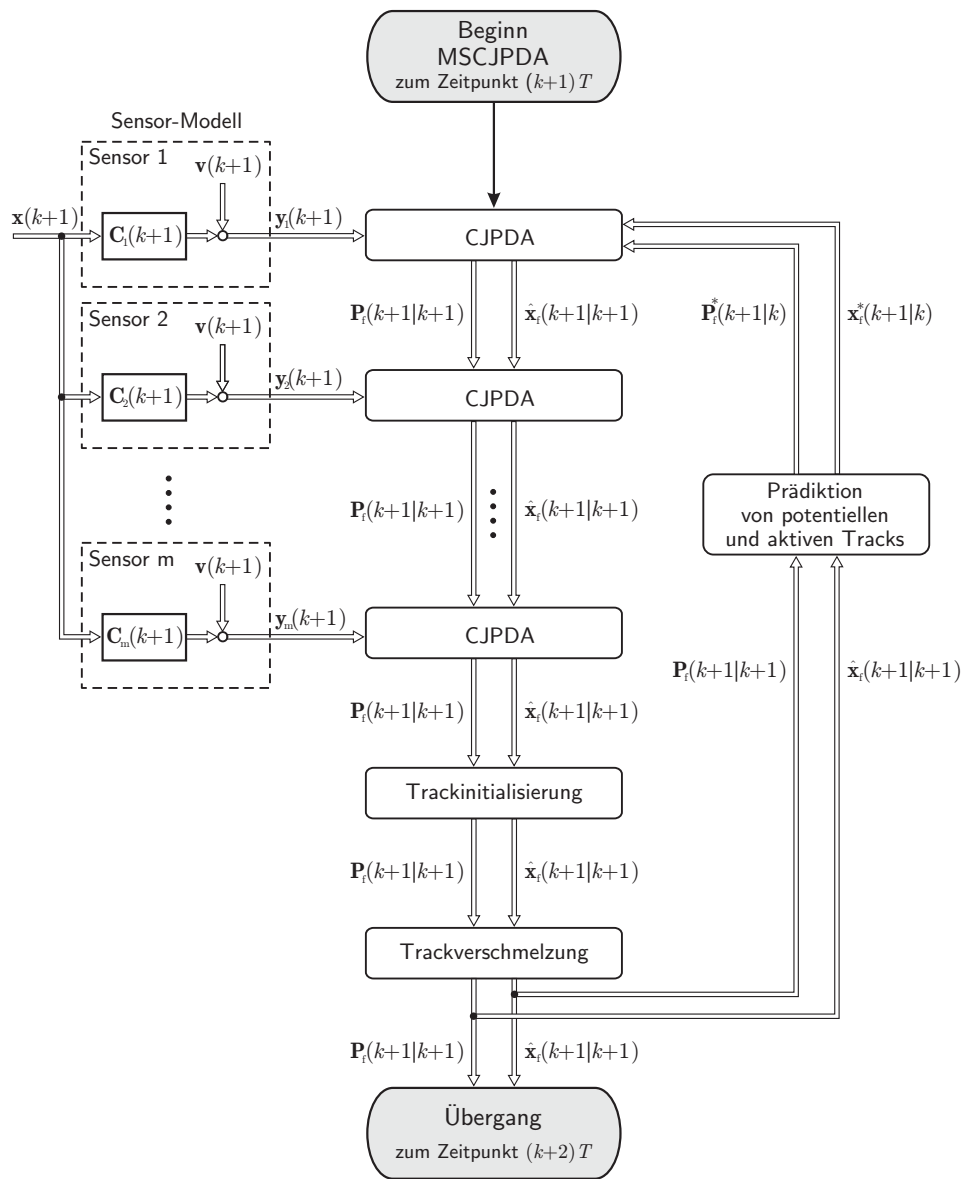


Bild 4.26: Serieller Ansatz zur Multi-Sensor-CJPDA

4.5.6 Optimierung der Trackinitialisierung bei der Multi-Sensor CJPDA

Bei der MSDF via probabilistischer Verfahren kann das sensoreigene Tracking vernachlässigt werden. Die MSCJPDA realisiert ein sensorübergreifendes Tracking nach dem in Bild 4.27 dargestellten Prinzip. Mit jeder neuen Zeitscheibe kT bekommt die MSCJPDA drei Listen als Eingangsgrößen:

1. die vom Zeitpunkt $(k-1)T$ auf kT prädizierte Trackliste,
2. die zum Zeitpunkt kT aktuelle Messobjektliste und
3. die vom Zeitpunkt $(k-1)T$ auf kT prädizierte Liste potentieller neuer Tracks.

Die CJPDA bestimmt nach Bild 4.25 die Zuordnungswahrscheinlichkeiten der Tracks zu den Messobjekten. Liegt der Wahrscheinlichkeitswert über einer Schwelle, werden die zugehörigen Messobjekte (MO) als „getrackt“ markiert und so von der Trackinitialisierung ausgeschlossen, da sie bereits bestehenden Tracks zugeordnet sind.

Neue Tracks werden in einer Schleife über sämtliche unmarkierte Objekte initialisiert. Hierzu werden, wie in Kapitel 4.4.2 beschrieben, Validierungsregionen um die potentiellen Tracks der letzten Zeitscheibe gelegt. Im Falle der vorliegenden Sensorkonfigurationen können diese potentiellen Tracks nur aktiviert werden, wenn mindestens ein Videoobjekt oder zwei Radarobjekte im Gate liegen. Es folgt eine Betrachtung der gewichteten quadratischen Innovation zwischen Track und Messung. Liegt die NQI unterhalb des TIS, bleibt zu prüfen, ob der zu aktivierende Track einem bereits existierenden Track ähnelt. Diese Ähnlichkeit berechnet sich über die NQI zwischen den Tracks. Liegt dieses Ergebnis unterhalb des TBS, wird der potentielle Track von einer Initialisierung ausgeschlossen.

Hat ein Track alle Prüfungen bestanden, wird er in die Trackliste als aktiver Track eingetragen und die zugehörigen MO als getrackt markiert und ebenfalls vom weiteren Initialisierungsverfahren ausgeschlossen. Es werden nun nacheinander unmarkierte MO als potentielle Tracks markiert. Ein Gating schließt verbleibende MO von der Bildung potentieller Tracks aus, wenn sie in der Validierungsregion liegen. Sind schließlich alle Messobjekte markiert, wird geprüft, ob zwei Tracks sich so ähneln, dass sie verschmolzen werden können. Liegt die NQI zwischen zwei Tracks unterhalb des TVS, werden die Tracks zusammengefügt und die Zustandsgrößen des Tracks mit der kleineren Fehlerkovarianz übernommen. Als Übergang zur nachfolgenden Zeitscheibe werden die Tracks der aktuellen und der potentiellen Liste auf die Zeitscheibe $(k+1)T$ prädiziert.

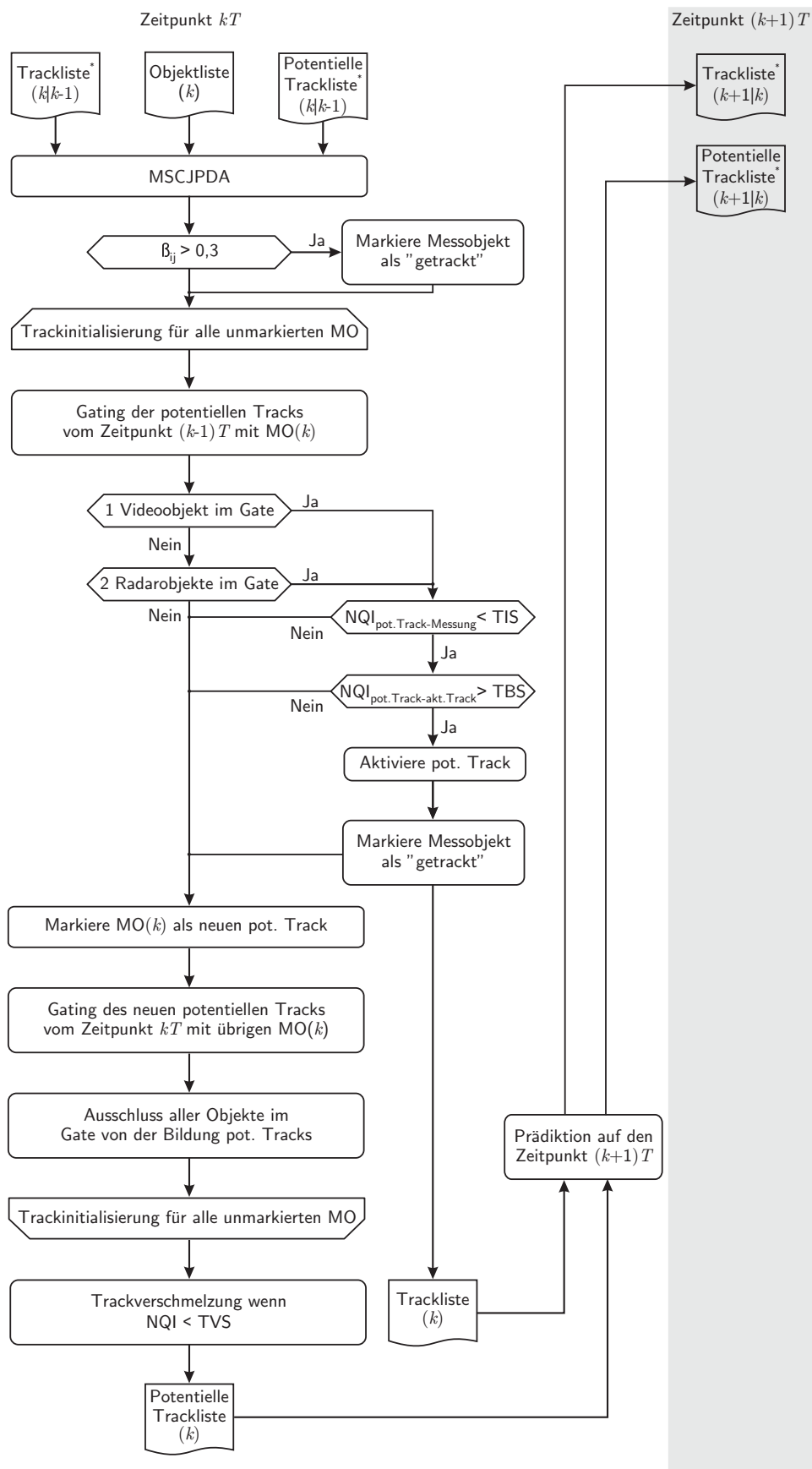


Bild 4.27: Probabilistische Trackinitialisierung

4.5.7 Vergleich der Fusionsverfahren

Ein Vergleich der Verfahren zur Datenfusion ist, analog zu Kapitel 4.4.3, über die Beschreibung der Effizienz der Algorithmen möglich. Als Qualitätsmerkmale kommen die Kriterien

- Komplexität des implementierten Algorithmus,
- Ressourcenaufwand,
- Implementierungsaufwand und
- Güte des Fusionsergebnisses

zum Tragen. Ziel dieses Abschnittes ist es, ein maschinenunabhängiges Qualitätsmaß für die Algorithmen zur Datenfusion zu bestimmen.

Komplexitätsanalyse

Die Komplexität der Algorithmen wird primär über die Elementarschritte

- Additionen (A),
- Matrixinversionen (I) und
- Multiplikation (M)

beschrieben. Der Einfluss von Zuweisungen, Vergleichen, Inkrementierungen, Variablendeclarationen und des Programmflusses ist bei allen Implementierungen ähnlich und somit für den Vergleich vernachlässigbar. Zur Darstellung der Ergebnisse wurde von einer konstanten Anzahl von zehn Messobjekten und jeweils vier Sensoren ausgegangen. Die Anzahl n der entstehenden Tracks bestimmt den Aufwand des Algorithmus und wurde daher als Parameter gewählt. Zur übersichtlichen Darstellung zeigt jeweils die linke Grafik in Bild 4.28 - 4.32 die Ergebnisse aller drei Verfahren zum Vergleich und die Rechte eine Ausschnittvergrößerung. Um welchen Ausschnitt es sich handelt, lässt sich der Skalierung entnehmen.

Bild 4.28 zeigt die Anzahl der Additionen, die für die Verfolgung von n Tracks aus zehn Messobjekten notwendig sind. Additionen, die sich aus Matrizenmultiplikationen ergeben, wurden eingerechnet. Es zeigt sich der deutlich höhere Aufwand der MSCJPDA, der sich mit den in Abschnitt 4.5.6 beschriebenen Verfahren der Trackinitialisierung des CJPDA-Verfahrens begründet. Es werden alle notwendigen Verbundereignisse berechnet, sowie sämtliche Tracks und potentielle Tracks für jeden der vier Sensoren bestimmt. Das benötigt deutlich mehr Elementarschritte als die IFF oder MVF+KF.

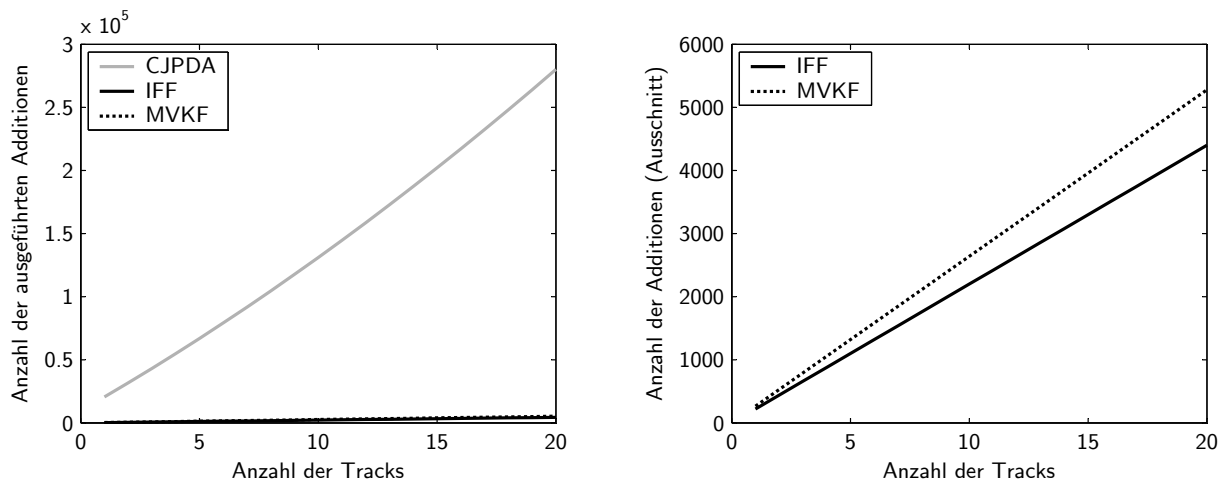


Bild 4.28: Vergleich der Additionen abhängig von der Anzahl der Tracks

Die IFF zeichnet sich durch eine geringere Anzahl an Additionen aus, liegt hingegen bei den Matrixinversionen in Bild 4.29 deutlich höher. Die geringste Anzahl an Matrixinversionen benötigt der MVF+KF-Algorithmus. Die MSCJPDA liegt in der Mitte zwischen den beiden anderen Verfahren.

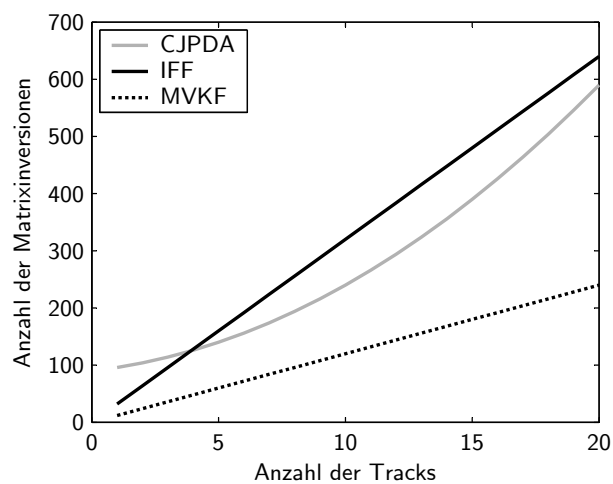


Bild 4.29: Vergleich der Inversionen abhängig von der Anzahl der Tracks

Die Darstellung der Multiplikationen in Bild 4.30 ähnelt dem der Additionen mit dem feinen Unterschied, dass hierbei das MVF+KF die geringste Anzahl an Elementarschritten aufweist. Der Aufwandsunterschied des probabilistischen Filters verglichen mit den deterministischen Verfahren ist erneut deutlich zu erkennen.

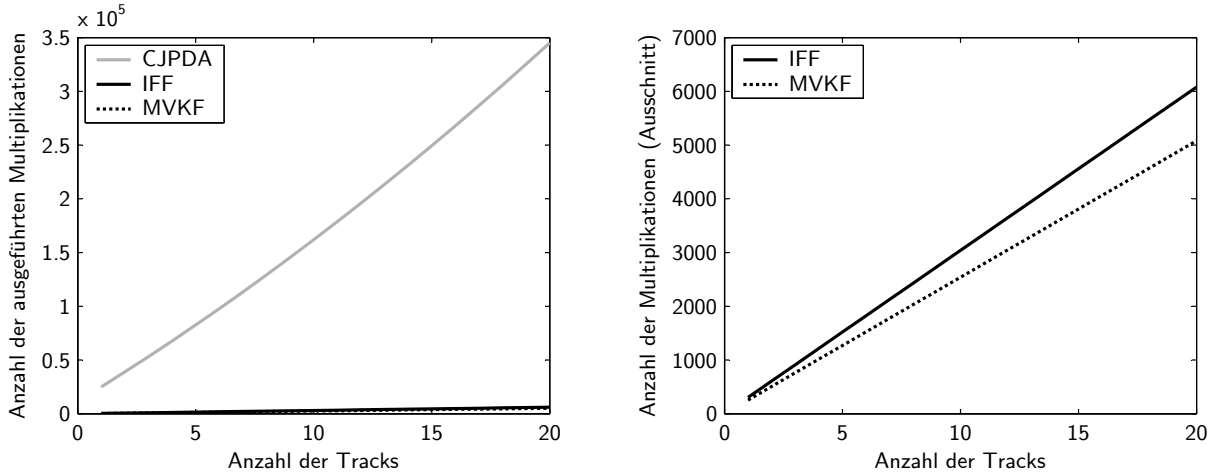


Bild 4.30: Vergleich der Multiplikationen abhängig von der Anzahl der Tracks

Die Gesamtkomplexität K_{Fusion} ergibt sich aus der Summe der ungewichteten Elementaroperationen:

$$K_{Fusion}(n) = A(n) + I(n) + M(n). \quad (4.84)$$

Bild 4.31 bestätigt die in Kapitel 4.5.5 dargelegte Theorie. Die Komplexität des CJPDA-Verfahrens liegt deutlich über der deterministischer Verfahren. Durch eine Erweiterung der Messvektorfusion um einen Kalman-Filter sind sich IFF und MVF+KF in ihrer Komplexität sehr ähnlich. Für ein Tracking von 20 Objekten benötigt das IFF ca. 1000 Elementarschritte mehr als das MVF+KF und 340 000 Schritte weniger als das probabilistische Verfahren.

Rechnerressourcen

Die Betrachtung der Ressourcen unterstreicht die bisherigen gemachten Beobachtungen. Bild 4.32 vergleicht den Speicherbedarf der Verfahren in Byte. Der Abstand zwischen dem probabilistischen und den deterministischen Verfahren ist nicht so extrem, da eine serielle Ausführung der CJPDA dieselben Speicherbereiche nutzen kann.

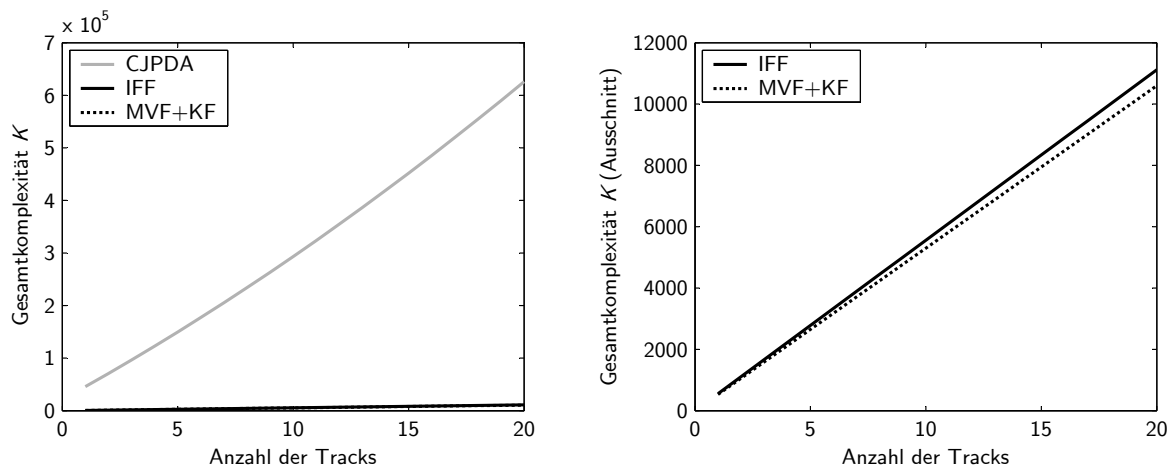


Bild 4.31: Darstellung der Gesamtkomplexität in Abhängigkeit von der Anzahl der Tracks

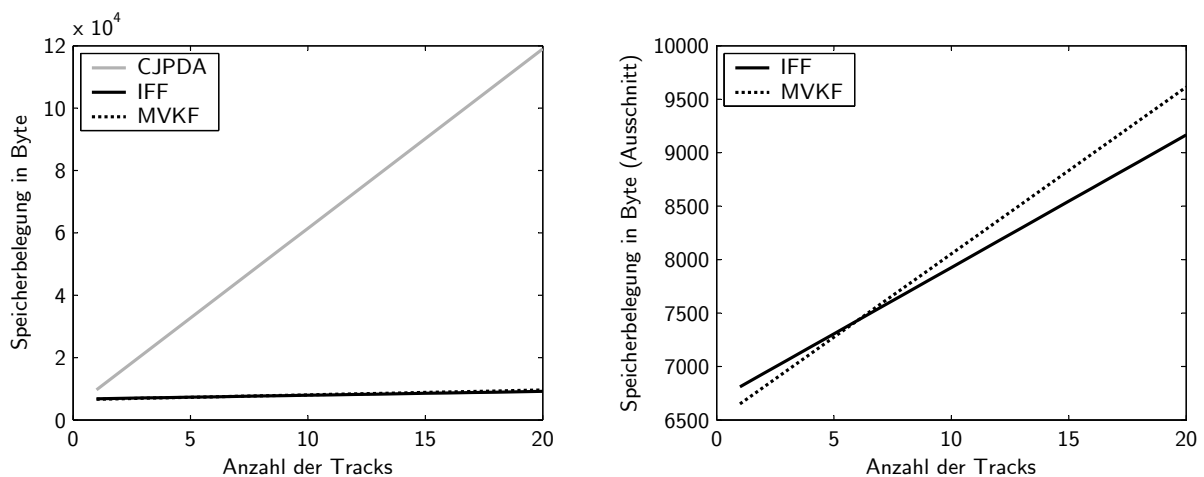


Bild 4.32: Speicherbedarfabhängig von der Anzahl der Tracks

Die Gerade der MVF+KF schneidet die der IFF bei der Verwaltungsgrenze von sechs Tracks. Darüber hinaus spart die IFF bis zu 500 kB RAM bei 20 Tracks. Die FLOPS wurden aus realen Messfahrten ermittelt. Die oberste Grafik in Bild 4.33 stellt dar, dass im Beobachtungszeitraum von allen Verfahren ähnlich viele Objekte verfolgt wurden. Die MSCJPDA liegt wie erwartet durchschnittlich ein Objekt unter den deterministischen Verfahren. Dies liegt an der „intelligenten“ Trackinitialisierung, die potentielle Tracks vor einer Aktivierung archiviert und validiert. Dies hat, wie bereits im vorigen Abschnitt angedeutet, eine Erhöhung der FLOPS zur Folge. Die deterministischen Verfahren verfolgen eine annähernd gleiche Anzahl von Tracks, wobei die MVF+KF hierzu weniger FLOPS benötigt.

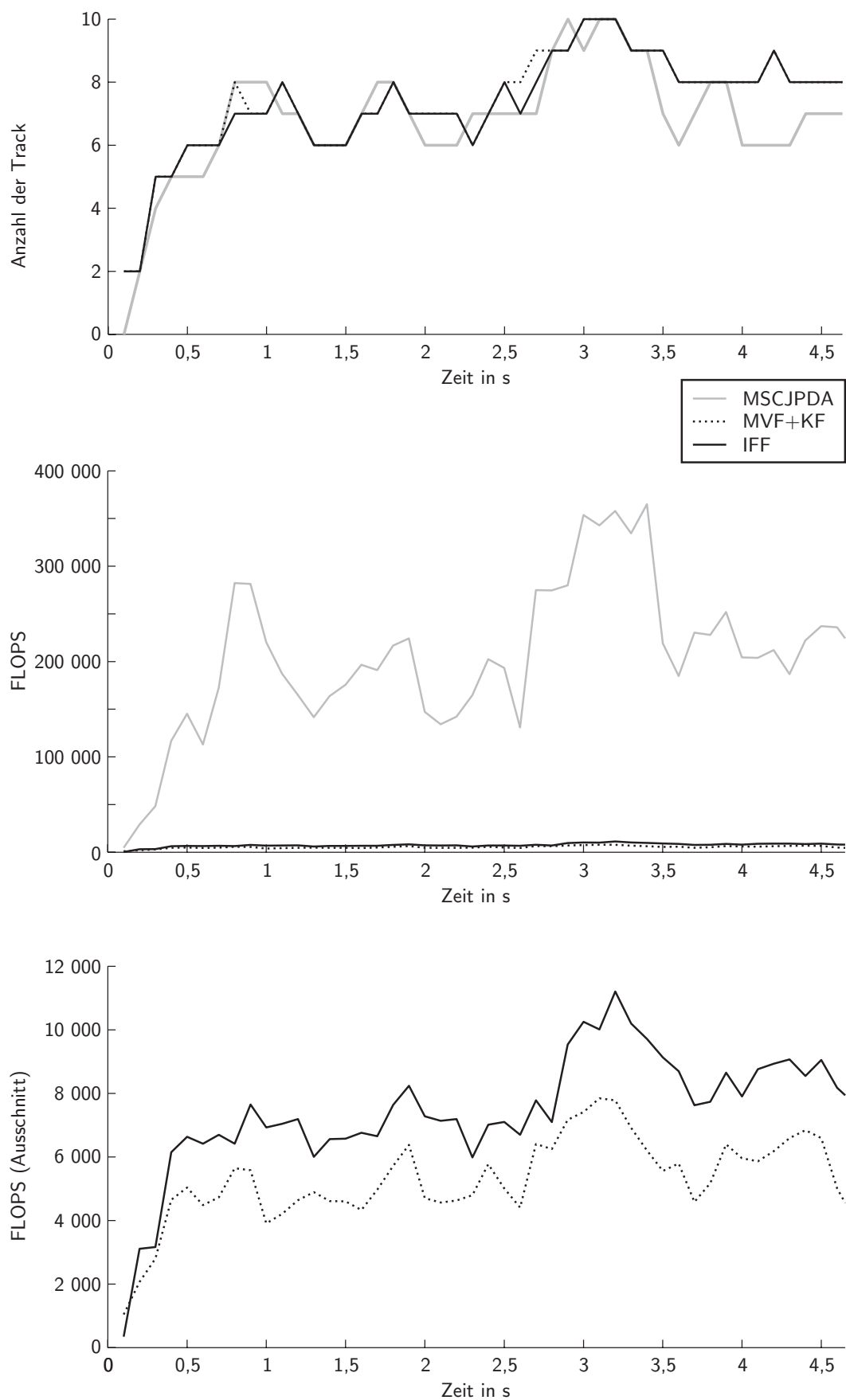


Bild 4.33: FLOPS der Fusionsalgorithmen, ermittelt in Fahrversuchen

Implementierungsaufwand

Die drei vorgestellten Fusionsverfahren sind allesamt nicht trivial und daher mit einem subjektiv hohen Implementierungsaufwand verbunden. Objektiv ist die Anzahl der Quelltextzeilen ein Maß für den Aufwand. Tabelle 4.7 stellt die Anzahl der implementierten Zeilen einander gegenüber. Da es sich beim MSCJPDA-Verfahren um ein kombiniertes Zuordnungs- und Fusionsverfahren handelt, werden auch bei den deterministischen Fusionsverfahren die Zeilenanzahl der Zuordnungsroutinen addiert. Dabei handelt es sich um die Rahmenfunktion, welche die Distanzmatrizen aufstellt, und den eigentlichen Zuordnungsalgorithmus. Die Auflistung zeigt, dass der Implementierungsaufwand aller Verfahren ähnlich ist.

Tabelle 4.7: Anzahl der Quelltextzeilen als Maß für den Implementierungsaufwand

	MSCJPDA	MVF+KF	IFF
Fusionsalgorithmus	186	331	392
Trackinitialisierung	688	420	420
Trackfusion	79	-	-
Trackprädiktion	69	-	-
pot. Trackprädiktion	66	-	-
Zuordnungverfahren	-	287	287
Extended-Nearest-Neighbor	-	143	143
Summe	1086	1181	1242

Güte der Fusionsverfahren

Die Fusionsgüte lässt sich über die Indikatoren

- Anzahl der Falschalarme,
- Betrag des Schätzfehlers von Pos_X , und Pos_Y in m,
- Betrag des Schätzfehlers von V_X und V_Y in $\frac{m}{s}$,
- normierter (quadratischer) Gesamtbetrag des Schätzfehlers,
- Schätzfehlervarianz von Pos_X und Pos_Y in m^2 ,
- Schätzfehlervarianz von V_X und V_Y in $(\frac{m}{s})^2$ und
- Konsistenz des Zustandsschätzers

beschreiben. Die ersten sechs Punkte der Merkmalliste sind selbsterklärend. Damit ein Zustandsschätzer als konsistent bezeichnet werden kann, muss der Informationsgehalt seiner Schätzgrößen im Verlauf der Schätzung stetig zunehmen bzw. die Schätzunsicherheiten gegen Null streben, welche sich in der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers \mathbf{P} ausdrückt. Laut Bar-Shalom [8] wird ein Schätzverfahren für einen dynamischen Schätzwert als konsistent bezeichnet, wenn der tatsächliche Schätzfehler mittelwertfrei ist und seine Varianz mit der Fehlerkovarianz $\mathbf{P}(k|k)$

$$E \{ [\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)][\mathbf{x}(k) - \hat{\mathbf{x}}(k|k)]^T | Z^k \} \equiv \mathbf{P}(k|k) \quad (4.85)$$

übereinstimmt. Aus Gleichung (4.85) lässt sich ein Konsistenztest für Schätzverfahren ableiten. Eine Schätzung ist konsistent, wenn der normierte quadratische Schätzfehler $\epsilon(k)$ einer χ^2 -Verteilung mit vier Freiheitsgraden folgt. Für eine beliebig wählbare Wahrscheinlichkeit $P_{Konsistenz}$, mit dem das Verfahren konsistent sein soll, liefert die χ^2 -Verteilung in Tabelle 4.8 die obere Schranke des normierten quadratischen Schätzfehlers. Dieser berechnet sich aus

$$\epsilon(k) = \tilde{\mathbf{x}}(k)^T \cdot \mathbf{P}^{-1}(k|k) \cdot \tilde{\mathbf{x}}(k). \quad (4.86)$$

Damit das Schätzverfahren mit der Wahrscheinlichkeit $P_{Konsistenz}$ konsistent ist, dürfen von den aus n Messwerten berechneten normierten quadratischen Messfehlern nur $P_{Konsistenz}$ Prozent oberhalb der aufgeführten Konsistenzgrenze liegen.

Tabelle 4.8: Obergrenze für $\epsilon(k)$ in Abhängigkeit der Konsistenzwahrscheinlichkeit

$P_{Konsistenz}$ in %	90	95	97,5	99	99,5
$\epsilon(k) <$	7,78	9,49	11,1	13,3	14,9

Da für die Güteauswertung in Versuchsfahrten das von Becker [10] genutzte absolute Präzisionsreferenzsystem nicht verfügbar war, wurde eigens hierfür das in Bild 4.8 dargestellte Szenario simuliert. Objekte wurden als Punkte realisiert, deren Startpositionen und Bewegungen in Tabelle 4.9 aufgeführt sind. Für diese Simulation wurde eine Dauer von 10 s bei einem Fusionstakt von 10 Hz gewählt. Im betrachteten Zeitraum ergaben sich somit 100 Abtastpunkte. Eine Konsistenzwahrscheinlichkeit von 95 % führt zu einer Konsistenzgrenze von

$$\epsilon(k) < 9,49, \quad (4.87)$$

Tabelle 4.9: Startzustand der Simulation

Objektnummer	Initialzustand			
	Pos _X in m	Pos _Y in m	V _X in $\frac{m}{s}$	V _Y in $\frac{m}{s}$
1	250	3	-160	0
2	25	0	0	0
3	120	-3	-80	0

welche in die nachfolgenden Graphen eingetragen wurde. Als Simulationsparameter können die

- Varianz des Messrauschens σ_v^2 ,
- Auftauchwahrscheinlichkeit von Geisterobjekten P_{Geist} und
- Störbeschleunigung der Objekte

variiert werden. Geisterobjekte stellen Messfehler dar, welche die Schätzung der vorhandenen Tracks beeinflussen können. Sie werden im Bereich von 1 m in Längsrichtung und 0,5 m in Lateralrichtung um die Objektpunkte herum gestreut, damit sie nicht bereits von der Messwertvalidierung eliminiert werden. Die Beschleunigung von Objekten wird im Prozessmodell nicht erfasst und stellt den Einfluss von nichtmodellierten Objektmanövern dar. Der Einfluss dieser drei Parameter auf die Schätzungsgüte wurde untersucht. Aus den simulierten Parameterpermutationen werden nachfolgend drei repräsentative Ergebnisse gezeigt, um die Kernaussagen zu belegen. Bild 4.34 zeigt von oben nach unten beschrieben die Anzahl der Falschalarme, den Betrag des Schätzfehlers der X-Position in m sowie den normierten quadratischen Schätzfehler $\epsilon(k)$. Alle Kenngrößen wurden über der Simulationszeit aufgetragen.

Für ein Messrauschen¹¹ von

$$\sigma_v^2 = 0,5 [\mathbf{v}]^2$$

ohne Geisterobjekte und Störbeschleunigung zeigt sich, dass keines der Verfahren Falschalarme produziert. Die Filter schwingen entsprechend ihrer individuellen Trackinitialisierung unterschiedlich ein. Eingeschwungen zeigen alle Filter einen nahezu identischen Verlauf. Dies liegt daran, dass alle Verfahren die Messobjekte den korrekten Tracks zuordnen und auf Basis einer genauen Messung eine genaue Zustandsvorhersage bestimmen. Hier tritt der zuvor beschriebene Sonderfall ein, dass bei der MSCJPDA die Wahrscheinlichkeit der Zuordnung der

¹¹Die Varianz des Messrauschens hat für ein Positionsrauschen die Einheit m^2 und für ein Geschwindigkeitsrauschen m^2/s^2 . Dies gilt zu bedenken, wenn σ_v^2 im Folgenden ohne Einheiten angegeben wird.

Messobjekte zu den korrekten Tracks nahe eins ist und sich das probabilistische Verfahren zu vier seriell ausgeführten Kalman-Filtern vereinfacht. Bei den vorliegenden 100 Simulationen dürfen mit der geforderten Konsistenzwahrscheinlichkeit von 95 % maximal fünf Werte oberhalb der Konsistenzgrenze liegen. Aus der dritten Grafik in Bild 4.34 geht hervor, dass alle Fusionsverfahren konsistent sind, da ohne Störungen durch Geisterobjekte oder falsche Alarmer stets alle korrekten Messungen zur Zustandsberechnung der Tracks beitragen. Eine Erhöhung des Messrauschens auf

$$\sigma_v^2 = 2,0 [\mathbf{v}]^2$$

führt zu Bild 4.35.

Das starke Messrauschen führt dazu, dass die deterministischen Datenfusionsverfahren die korrekte Zuordnung von Messungen zu Tracks nicht bewältigen. Dies führt dazu, dass zahlreiche Messungen die Gates um die Trackvorhersagen verlassen, im weiteren Verlauf nicht zugeordnet werden können und selbst überflüssige Tracks initiieren. Korrekten Tracks wiederum fehlen die Informationen der nicht zugeordneten Messungen und folglich verringert sich die Güte der Trackschätzung.

In Bild 4.35 ist der Bereich markiert, ab dem die Fehlerbeträge unverhältnismäßig ansteigen. Es fällt auf, dass die MSCJPDA diesem Trend nicht folgt. Im Gegenteil, es werden keine falschen Alarmer durch unnötige Trackinitialisierungen ausgelöst. In allen Belangen scheint bei hohem Messrauschen das probabilistische Verfahren überlegen zu sein. Die bemerkenswerten Ergebnisse beruhen auf der Verwendung der NQI zur Messwertvalidierung. Die deterministischen Verfahren nutzen die in Abschnitt 4.4.2 vorgestellte Objektentfernung zu den Kanten eines räumlichen Gates um die Trackvorhersage.

Die MSCJPDA verwendet für die Bestimmung der NQI zusätzlich die Geschwindigkeit zwischen Track und Messobjekt (vgl. Gleichung (4.73)) sowie die Vertrauenswerte von Track und Messung über die Innovationskovarianz $\mathbf{S}(k)$. Ähneln sich Track und Messung nicht, drückt sich diese über ein großes $\mathbf{S}(k)$ aus. Demzufolge ergibt sich ein kleiner Wert für die NQI, und die Innovationsbeiträge werden nur sehr gering gewichtet, da entweder Track oder Messung unsicher sind. Hat hingegen $\mathbf{S}(k)$ einen kleinen Wert, so wirken sich die Innovationsbeiträge stärker auf die NQI aus und nur genaue Messungen können ein Gating mit genauen Schätzungen bestehen. Laut Gleichung (4.78) hängt die Innovationskovarianz $\mathbf{S}(k)$ von der Kovarianz des Messrauschens $\mathbf{R}(k)$ und der Kovarianz des Schätzfehlers $\mathbf{P}(k)$ ab. Kommen keine Messungen für eine Zuordnung in Betracht, steigt die Unsicherheit der Tracks durch ihre Prädiktion und somit auch $\mathbf{S}(k)$ an. Gleiches gilt für Messungen mit hohem Rauschen.

Ein großes $\mathbf{S}(k)$ macht es so möglich, dass Messungen mit hohen Innovationsbeiträgen als Zuordnungspartner akzeptiert werden.

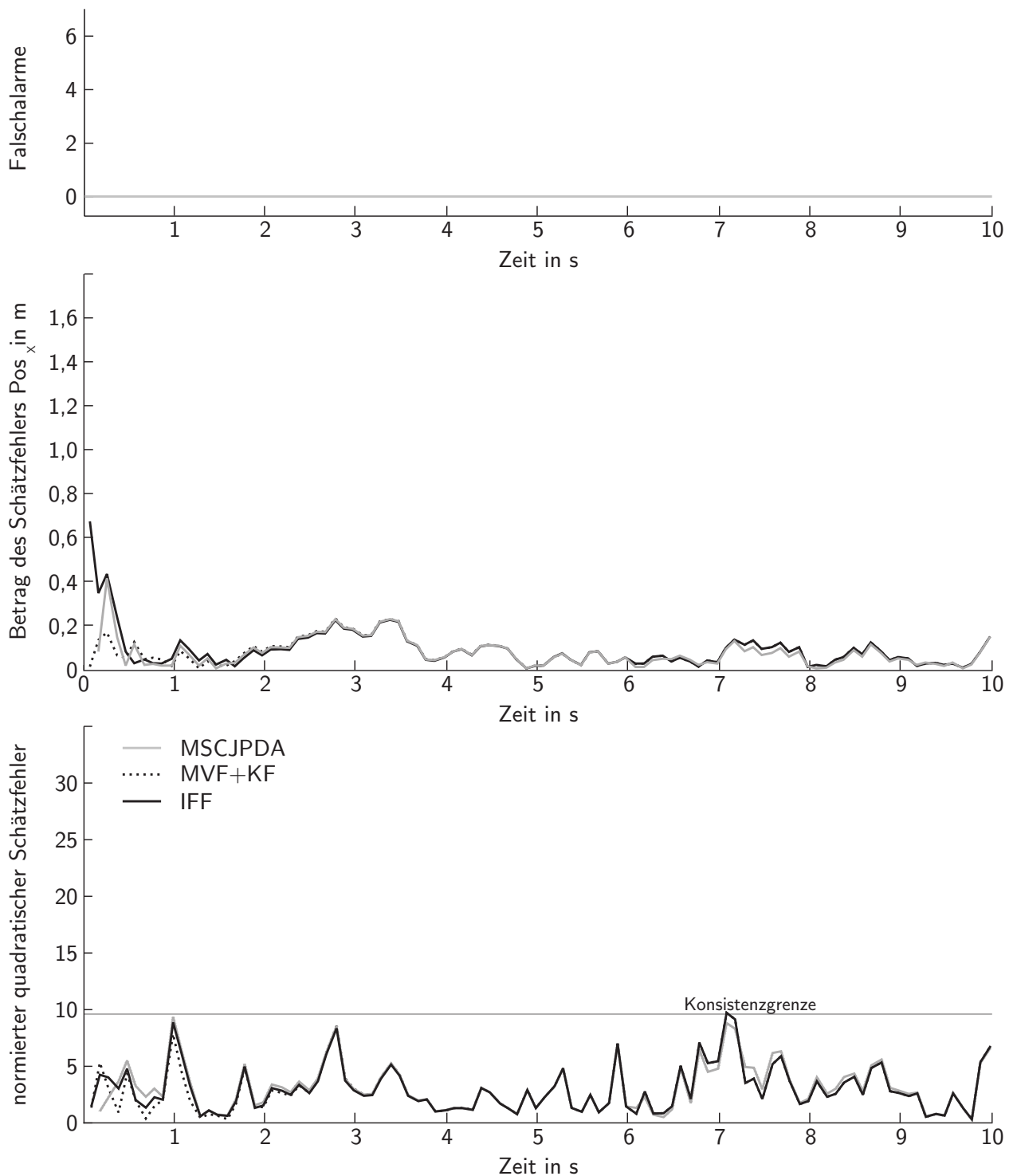


Bild 4.34: Ergebnisse Simulation 1 mit $\sigma_v^2 = 0,5[\mathbf{v}]^2$ und $\mathbf{P}_a = 0$

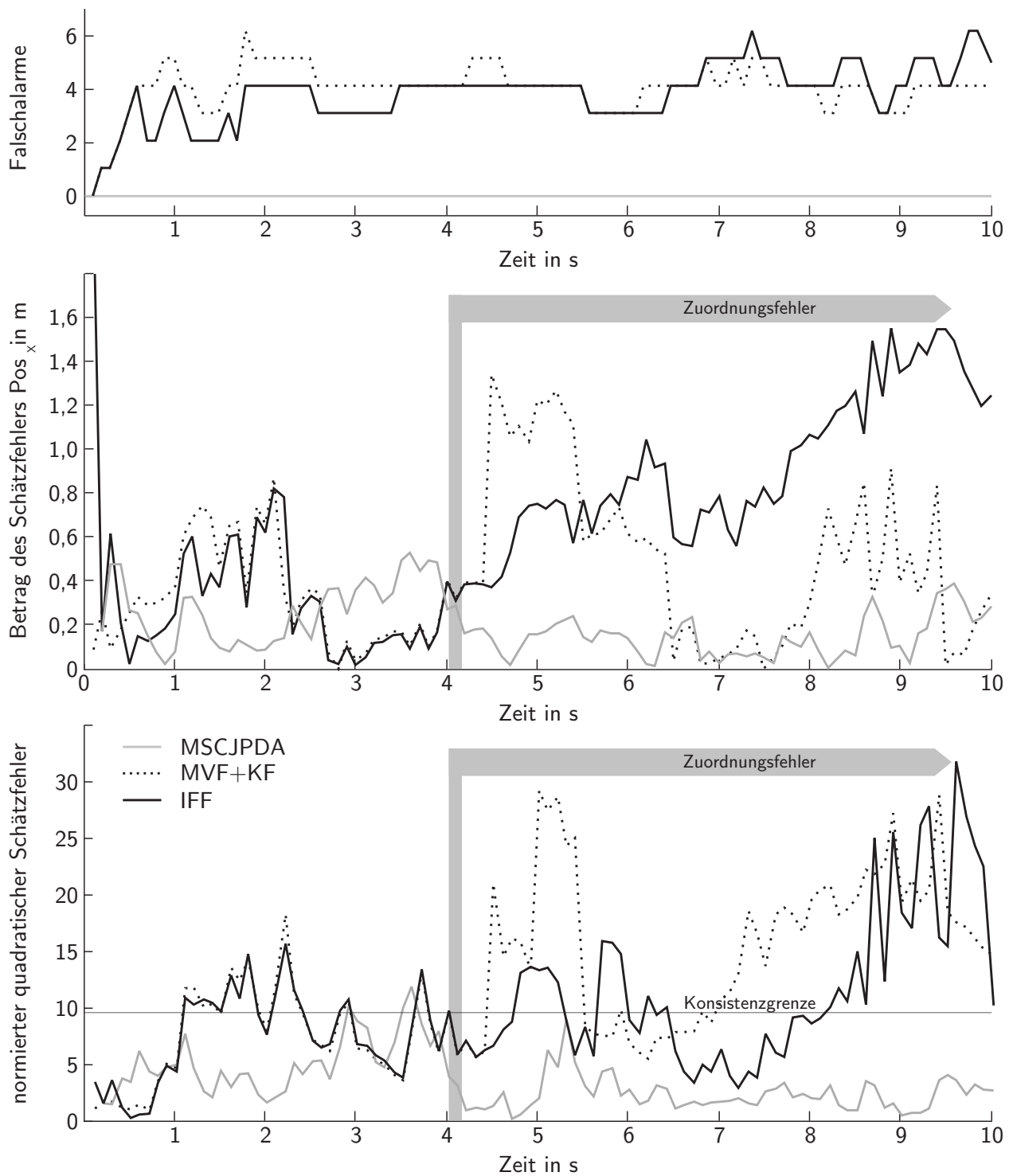


Bild 4.35: Ergebnisse Simulation 1 mit $\sigma_v^2 = 2[\mathbf{v}]^2$ und $\mathbf{P}_a = 0$

Messobjekte mit hohem Rauschen werden hingegen vom räumlichen Gating der deterministischen Fusionsverfahren ausgesondert; es kommt gegebenenfalls zu einer neuen Trackinitialisierung und den in Bild 4.35 deutlich erkennbaren Falschalarmen. Falschalarme konkurrieren wiederum mit späteren Messungen um die Zuordnung und werden so ungewünscht am Leben gehalten. Dies hat zur Folge, dass die Güte der realen Tracks durch den Informationsmangel sinkt. Die untere Grafik belegt, dass durch diesen Effekt deterministische Fusionsverfahren bei hohem Messrauschen zu keiner konsistenten Zustandsschätzung gelangen können. Eine Vergrößerung der klassischen Gates würde diese Problematik nicht beheben, da es zu einer unerwünschten Konkurrenz benachbarter Tracks kommen kann. Die Validierungsregionen der MSJPDA können hingegen deutlich größer gewählt werden, da dem Konkurrieren von Tracks über die Bestimmung der Zuordnungswahrscheinlichkeiten entgegen gewirkt wird.

Die Simulation, welche Bild 4.36 zugrunde liegt, berücksichtigt neben einem geringen Messrauschen von

$$\sigma_{\mathbf{v}}^2 = 0,5[\mathbf{v}]^2$$

die Auswirkungen von Geisterobjekten mit einer Auftauchwahrscheinlichkeit von 30 % mit vergleichbarem Messrauschen. Als Auswirkung lässt sich ein Ansteigen der Schätzfehler und eine Überschreitung der Konsistenzgrenze der deterministischen Verfahren beobachten. Geisterobjekte beeinflussen die deterministischen Fusionsverfahren negativ, indem sie korrekten Tracks zugeordnet werden. Als Folge kommt es zu einer Fehleinschätzung der Schätzgüte, da die fehlerhafte Zuordnung nicht erkannt wird. Dies zeigt sich in einem hohen Wert für die NQI. Der Trackingalgorithmus der MSCJPDA (vgl. Abschnitt 4.5.6) verhindert die Entstehung von Falschalarmen, da er durch sein Konzept mit der Validierung potentieller Tracks Geister erkennt und sie eliminiert, solange sie kurzlebig sind. Die Zuordnungswahrscheinlichkeit von Messung zu Track der MSCJPDA bestimmt die Güte des Verfahrens und ist nach Gleichung (4.70) abhängig von der Innovationskovarianz $\mathbf{S}(k)$. Für ein niedriges Messrauschen werden sämtliche Mess- und Geisterobjekte den Tracks zugeordnet. Die Informationsbeiträge der Geisterobjekte fallen nur durch eine geringe Zuordnungswahrscheinlichkeit nicht stark ins Gewicht und die Schätzgüte ist deutlich höher als bei den DFV. Mit zunehmendem Messrauschen nähern sich jedoch die Zuordnungswahrscheinlichkeiten von Messobjekten und Geisterobjekten einander an, so dass auch das PFV in Bild 4.36 erhöhte Schätzfehler zeigt. Eine hohe Anzahl von Geisterobjekten ($P_a > 70\%$) sowie eine im Modell nicht berücksichtigte Störbeschleunigung beeinflussen alle drei Verfahren in ähnlichem Maße negativ. Alle Verfahren werden inkonsistent, da die Störbeschleunigung als Bias geschätzt wird und sich die Schätzwerte auf diesen Endwert einschwingen, der oberhalb der Konsistenzgrenze liegt.

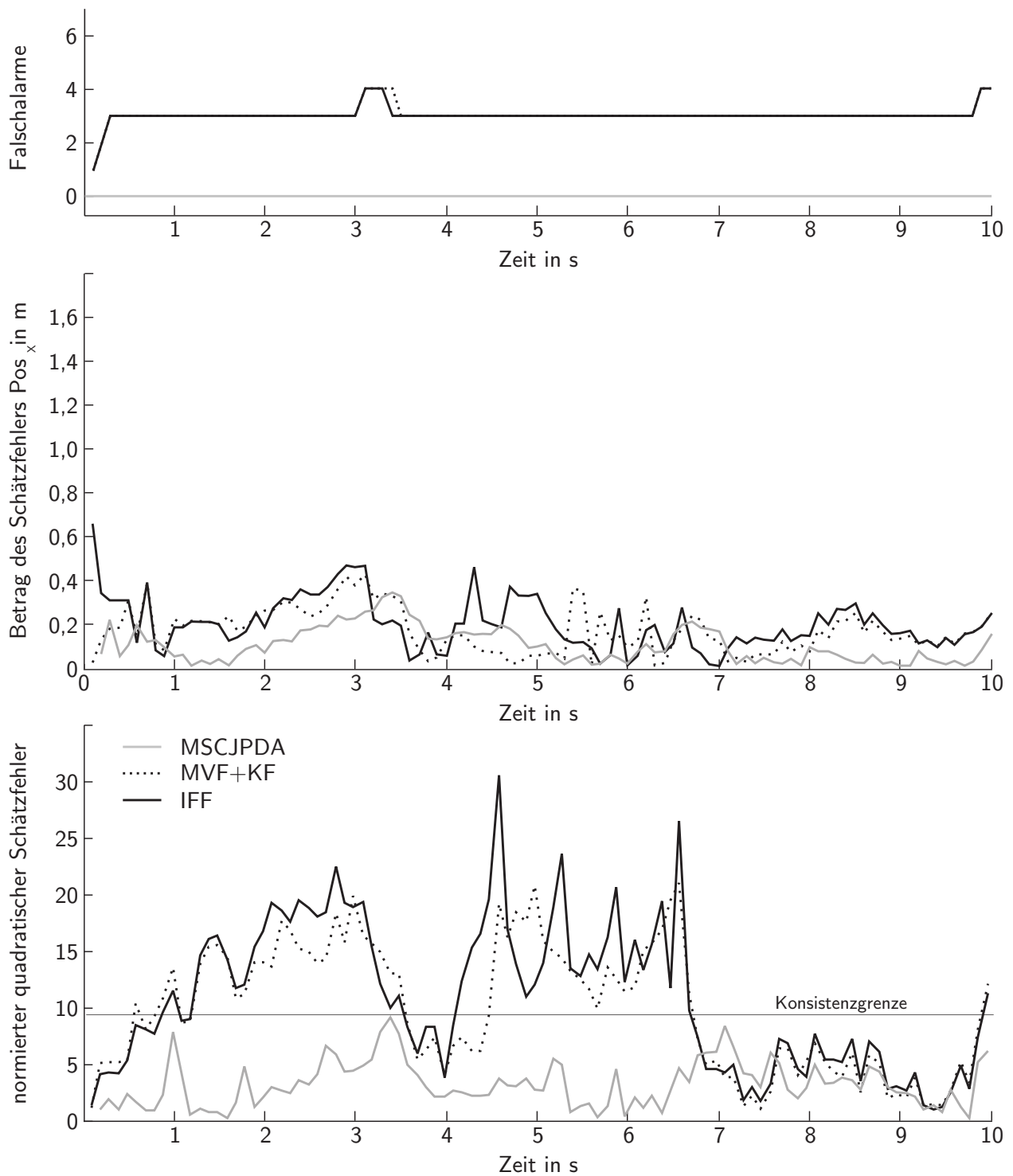


Bild 4.36: Ergebnisse Simulation 1 mit $\sigma_v^2 = 0,5[\mathbf{v}]^2$ und $\mathbf{P}_a = 0,3$

Zur Validierung der Simulationsergebnisse wurden reale Versuchsfahrten ausgewertet. Die Güte der Zustandsschätzer konnte dabei nicht bestimmt werden, da die absoluten Zustands-

größen der realen Objekte unbekannt sind. Die Einblendung der Fusionsergebnisse in das Bild der Videokamera ermöglichte jedoch eine subjektive Auswertung der Versuchsfahrten. Händisch wurden die Daten nach den Gütekriterien

- Anzahl der korrekt erkannten Realobjekte,
- Anzahl der Falschalarme,
- Anzahl der Aussetzer im Tracking eines Realobjektes und
- Güte der ermittelten Track-Zustandsgrößen

bewertet, um signifikante Unterschiede der Fusionsverfahren aufzudecken. Der Auswertung liegen Landstraßen- und Autobahnfahrten von insgesamt 5 Minuten Länge zugrunde. Bild 4.37 zeigt die subjektive Güteauswertung in deutschen Schulnoten beschrieben. Alle Verfahren zeigen vergleichbare Ergebnisse. Die Simulationen haben gezeigt, dass die Schätzfehler im cm-Bereich liegen. Abweichungen dieser Größenordnung lassen sich auf einem 512x256 Pixel umfassenden Videobild nicht erkennen. Signifikante Unterschiede zeigen sich jedoch

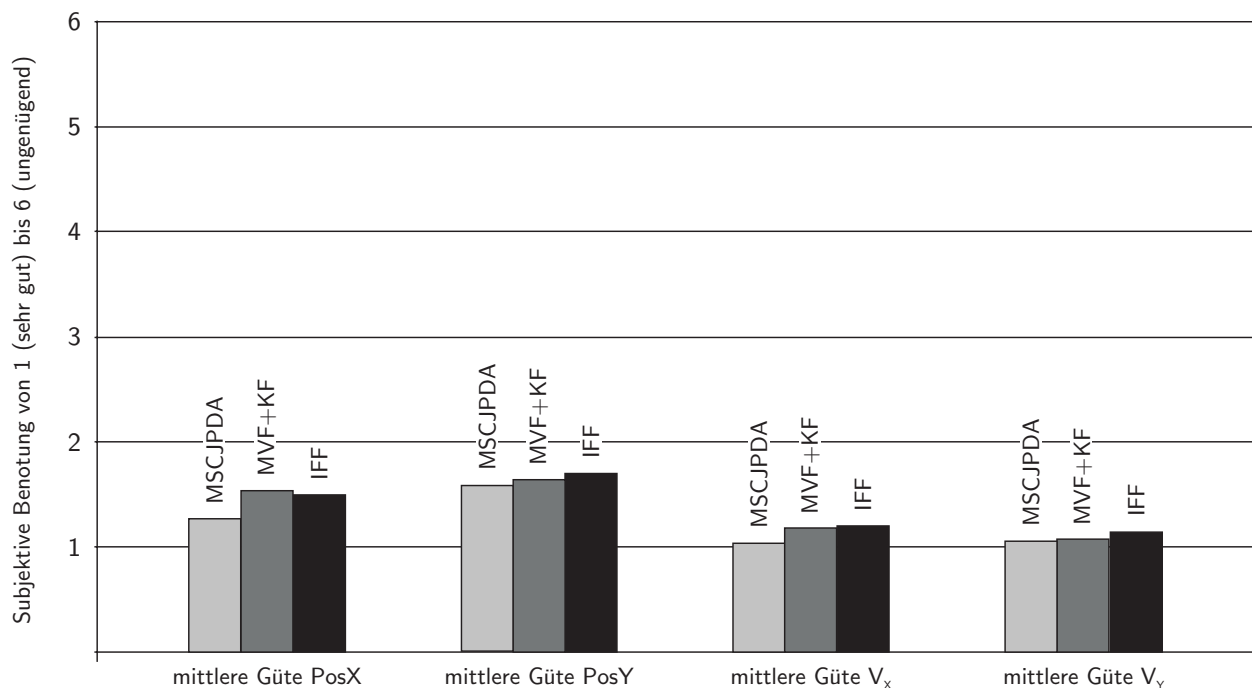


Bild 4.37: Subjektive Gütebewertung der Fusionsalgorithmen anhand von Fahrversuchen

zwischen den deterministischen und den probabilistischen Verfahren in Bezug auf die Anzahl der Falschalarme in Bild 4.38. Das Trackingkonzept der MSCJPDA zeigt sich auch in den realen Versuchsfahrten überlegen. Der Unterschied zwischen dem IFF und MVF+KF liegt bei etwa 10%. Im Verhältnis zur wesentlich geringeren Anzahl an Falschalarmen der

CJPDA lässt sich davon sprechen, dass die DFV deutlich mehr Falschalarme aufweisen. Die MSCJPDA verringert die Anzahl der Falschalarme im Realfall nicht auf Null, jedoch um die Hälfte. Durch das Konzept der Aktivierung potentieller Tracks werden kurzlebige Realobjekte verloren und langlebige stets um eine Zeitscheibe verzögert aktiviert. Dies zeigt sich in der rechten Statistik in Bild 4.38 durch eine etwas geringere Anzahl an erkannten Realobjekte seitens der MSCJPDA.

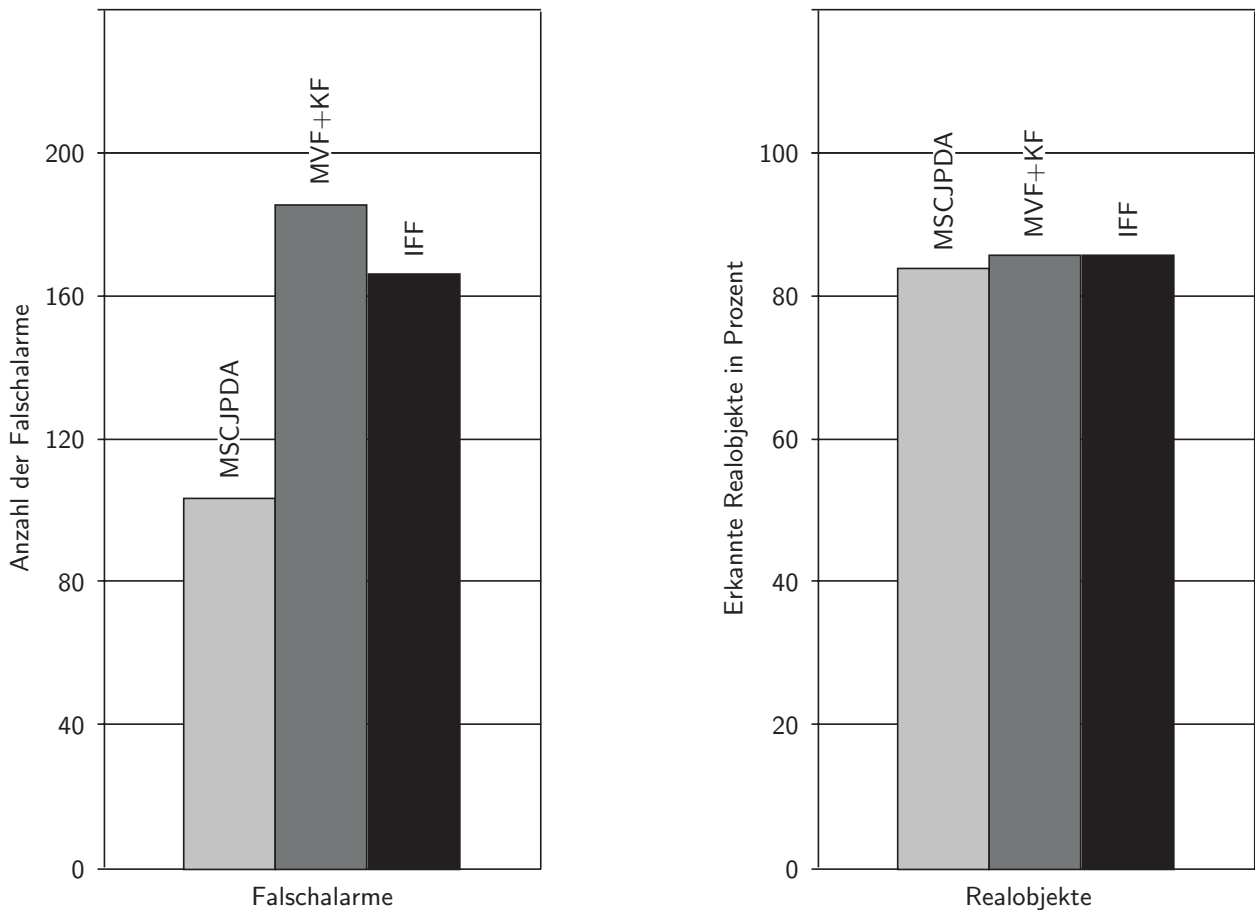


Bild 4.38: Anzahl von Falschalarmen und Realobjekte bei realen Fahrversuchen

Fazit des Vergleichs der Fusionsverfahren

Mit der MSCJPDA und den DFV wurden zwei unterschiedliche Ansätze zur Datenzuordnung und -fusion untersucht. Die Auswertungen Versuchsfahrten haben die Aussagen der Simulationen belegt. Es hat sich gezeigt, dass keines der Verfahren für alle Verkehrssituationen optimal funktioniert. Das Fusionsergebnis und damit die Wahl des zuverlässigsten Algorithmus hängt direkt von der Qualität der Eingangsdaten ab. Sind die Messungen exakt, gibt es keine Geisterobjekte oder Modellabweichungen der Objektbewegungen. Funktioniert das sensorinhärente Tracking zufrieden stellend, d. h. pro Realobjekt existiert ein Track, ist mit allen drei Verfahren eine sehr genaue und konsistente Zustandsschätzung möglich. In diesem Fall verhält sich die MSCJPDA wie ein Kalman-Filter, das für jeden Sensor seriell ausgeführt wird.

Eine Erhöhung des Rauschens der Messdaten führt bei den deterministischen Verfahren mit kleinen Validierungsregionen zu

- Trackverlusten,
- Neuinitialisierungen von Fehllarmen,
- einer Verringerung der Schätzgüte und
- einer Inkonsistenz des Schätzfilters.

Die MSCJPDA reagiert auf Messrauschen mit einer Verringerung der Schätzgüte ohne Fehlalarme zu erzeugen. Auch gegenüber einem sporadischen Auftauchen von Geisterobjekten zeigt sich das probabilistische Verfahren robust und weist eine höhere Schätzgüte auf als die DFV. Korrekte Messungen und Geisterobjekte tragen stets zum Zustandsupdate bei, Geister werden jedoch minimal gewichtet. Betrachtet man die Auswirkung von Geisterobjekten auf die DFV, zeigt sich ein Nachteil der 1-zu-1 Zuordnung, denn aus den Geisterobjekten resultierende Falschalarme sorgen wiederum für falsche Zuordnungen, was zu einer ungenauen bis inkonsistenten Schätzung führen kann.

Der Vorteil der MSCJPDA bei vorliegendem Messrauschen und Geisterobjekten liegt im raffinierten Trackingkonzept, welches eine Vielzahl der Falschalarme verhindert, und der Tatsache, dass die Existenz von Messfehlern bereits im Modell der MSJPDA berücksichtigt wird. Diese Vorteile erkauft sich das Verfahren mit einer deutlich höheren Rechnerbelastung. Für seine Ausführung werden wesentlich mehr Speicher, Zeit und Rechenschritte benötigt.

Bei einer überhöhten Anzahl von Geisterobjekten oder hochdynamischen Objekten versagen alle Verfahren im gleichen Maße.

Wägt man die deterministischen Verfahren gegeneinander ab, so zeigen sich qualitativ keine Unterschiede. Die Komplexitätsanalyse zeichnet die MVF+KF als geringfügig ressourcen- und performancesparender aus.

Allgemein lässt sich die Aussage treffen, dass in der vorliegenden Klasse der SDF-Verfahren nicht das Fusionsverfahren die Güte der Tracks bestimmt, sondern die Datenzuordnung bzw. Trackinitialisierung.

Dieses Kapitel hat gezeigt, dass die Randbedingungen für den Vergleich von Datenfusionsverfahren vielfältig sind, und eine Beurteilung nicht einfach mit einem \oplus oder \ominus erfolgen kann. Tabelle 4.10 kann daher nicht für die Auswahl eines geeigneten Fusionsverfahrens herangezogen werden, ohne dass alle zuvor beschriebenen Randbedingungen berücksichtigt werden. Die Tabelle soll einen Schnappschuss dieses Kapitels liefern. Die zahlreichen Randbedingungen und Interpretationen lassen sich dem Text entnehmen.

Tabelle 4.10: Die Fusionsverfahren im Vergleich

	MSCJPDA	MVF+KF	IFF
Gesamtkomplexität	$\ominus\ominus$	\oplus	\oslash
Speicherbedarf	$\ominus\ominus$	\oplus	$\oplus\oplus$
FLOPS	$\ominus\ominus$	\oplus	\oslash
Implementierungsaufwand	\oplus	\oslash	\ominus
Anz. der Falschalarme (Sim.)	$\oplus\oplus$	\oslash	\oplus
Anz. der Falschalarme (Subj.)	\oplus	\ominus	\oslash
Anz. erkannter Realobjekte	\oslash	\oplus	\oplus
Güte der Tracks (Sim)	\oplus	\oslash	\oslash
Güte der Tracks (Subj.)	\oslash	\oplus	\oplus

Die Symbole in Tabelle 4.10 stehen für

- \oplus gut, im Vergleich besser
- \oslash durchschnittlich
- \ominus unterdurchschnittlich, im Vergleich schlechter.

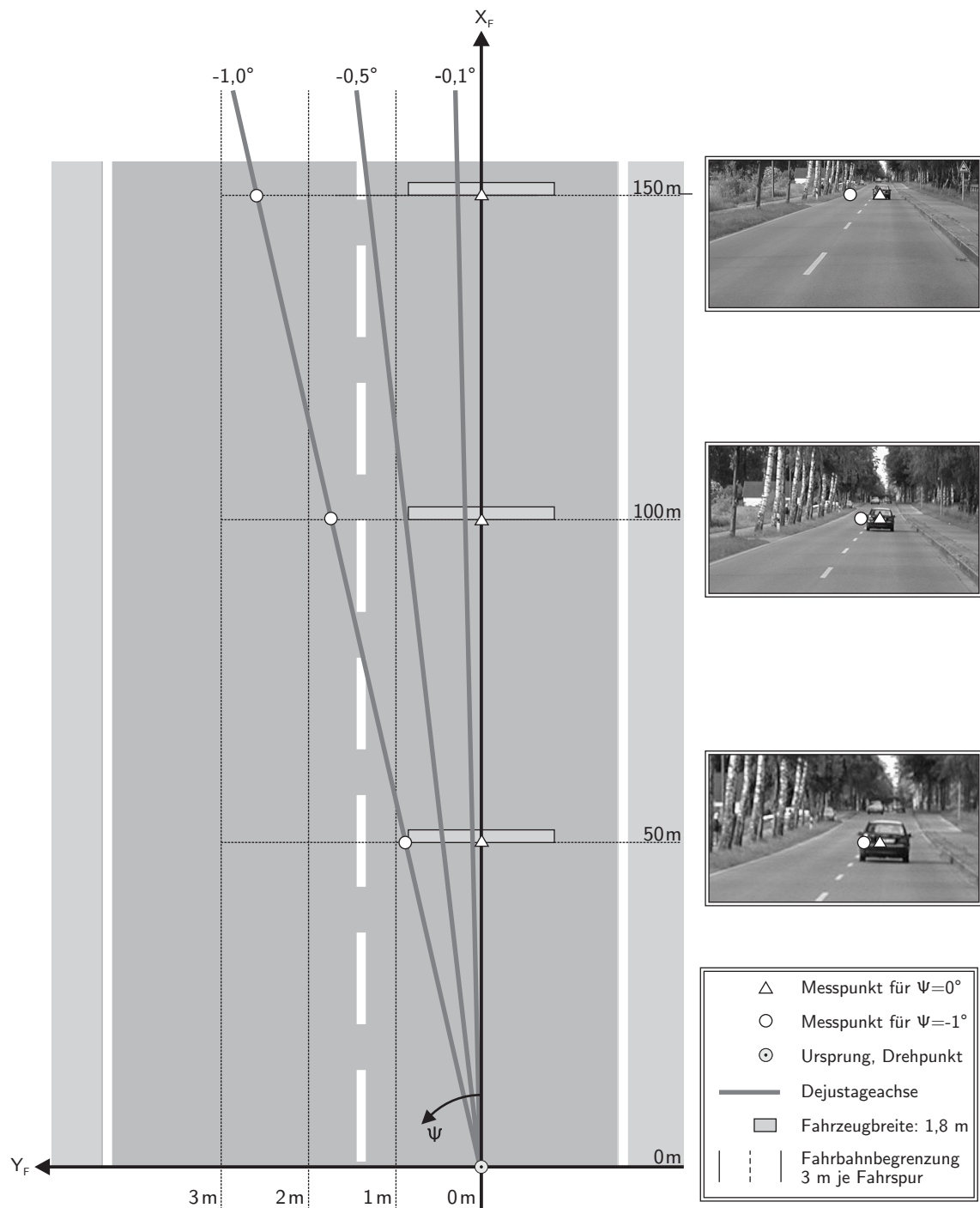
Hierbei handelt es sich um Vergleichsbewertungen, die keinesfalls als absolute Aussagen zu verstehen sind.

5 Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung

5.1 Einleitung

Der bisherige Systemansatz ging von der einwandfreien Funktion aller Umfeldsensoren und der Kenntnis der exakten Lage der Sensorkoordinatensysteme in Bezug auf das Fahrzeugkoordinatensystem aus. Dieses Kapitel liefert einen Beitrag dazu ein Multi-Sensor-Netzwerk robust gegenüber Sensordefekten auszulegen. Unter einem „Defekt“ wird verstanden, dass ein Messsystem entweder keine oder unzureichende Informationen liefert. Robustheit gegenüber Sensordefekten bedeutet, dass sich das System bei eintretenden Fehlersituationen so verhält, dass die Sicherheit sowohl für das System als auch für die Umgebung jederzeit gewährleistet ist und gleichzeitig ein Maximum seiner Funktionalität erhalten bleibt [74].

Der Begriff „Sensordejustage“ bezeichnet die Abweichung der aktuellen von der gewünschten Sensorposition und -ausrichtung. Eine Dejustage gehört zu der Kategorie von Sensordefekten, die nur mit hohem Aufwand feststellbar sind, jedoch schwerwiegende Fehler in der nachfolgenden Messkette verursachen können. Kapitel 4 hat gezeigt, dass sich die dort vorgestellten Datenfusionsverfahren kaum in der Qualität der Fusionsergebnisse unterscheiden. Die Güte der Tracks hängt primär von der Güte der Messdaten ab. Ein wesentlicher Parametersatz, der die Datenverarbeitungskette nachhaltig beeinflussen kann, ist die in Gleichung (4.16) dargestellte Koordinatentransformation der Sensordaten in das Fahrzeugkoordinatensystem. Bild 5.1 veranschaulicht qualitativ welche Auswirkungen eine rotatorische Dejustage um die Hochachse Ψ eines Sensors haben kann. Der Einfluss des Translationsvektors ist dagegen vernachlässigbar gering, da von einer Einbauungenauigkeit von weniger als einem Zentimeter ausgegangen werden kann und Messabweichungen in dieser Größenordnung von keinem derzeit am Markt verfügbaren automobiltauglichen Umfeldsensoren erfasst werden können.

Bild 5.1: Auswirkung eines Dejustagewinkels von 1°

Das o.g. Beispiel setzt als Vereinfachung voraus, dass Sensor- und Fahrzeugkoordinatensystem einen gemeinsamen Ursprung haben und um den Gierwinkel Ψ zueinander verdreht sind. Exemplarisch werden die Messsignale mit drei Winkelfehlern überlagert, die in der Koordinatentransformation nicht berücksichtigt werden. Die Messwerte werden somit nicht

korrekt auf die X_F -Achse sondern auf die grauen Geraden abgebildet. Zur Verdeutlichung der Problematik sind für die Entfernungen 50 m, 100 m und 150 m die dejustierten Messwerte als Kreise und der Erwartungswerte als Dreiecke eingetragen. Der Betrachtungsbereich wurde entsprechend der Reichweite eines Fernbereichsradarsensors auf 150 m begrenzt und in Lateralrichtung nicht winkeltreu gestreckt. Aus der geometrischen Tangens-Beziehung ergibt sich, dass ein Dejustagewinkel von -1° auf eine Entfernung von 150 m eine Querablage von 2,6 m zur Folge hat. Der Messpunkt befindet sich infolge einer vermeintlich geringen Winkeldejustage virtuell auf der Gegenfahrbahn.

Die Folgen für eine Verarbeitung dejustierter Messungen in der Sensordatenfusion sind

- Ausgrenzung von Messungen durch Gating,
- Fehlzugeordnungen zu benachbarten Tracks,
- Offset/Drift der Filterinnovationen durch die Abweichung von der Modellannahme ¹

und alle daran anknüpfenden Fortpflanzungsfehler. Betrachtet man alle Auswirkungen zusammen, ist mit einer Verschlechterung der Track-Güte abhängig vom Dejustagewinkel zu rechnen.

5.1.1 Stand der Technik

Das Themengebiet „Umfeldsensorik“ ist im Automobilbereich vergleichsweise jung. Die Literatur beschränkt sich daher auf die Beschreibung der Werkstattjustage von ACC Radarsensoren [13, 39]. Neuartige Systeme [29, 40, 65] nutzen beispielsweise einen erweiterten Achsvermessungsstand. Nach dem Verfahren der Achsvermessung wird eine Messeinheit senkrecht zur Fahrzeugachse in einer Entfernung aufgebaut, die eine Winkelauflösung von $0,1^\circ$ erlaubt. Der Radom² wird mit einem Laserpointer versehen, der die Sensorachse auf die Messeinheit abbildet. Die Aufgabe des Servicetechnikers ist es, mit den Befestigungsschrauben den Laserpunkt auf die Sollposition zu justieren. Die Servicewerkstätten sind angehalten mit jeder Achsvermessung die Justage der ACC-Sensoren zu prüfen. Die Literatur aus dem Automobilbereich weist darüber hinaus darauf hin, dass die Notwendigkeit der Sensorüberwachung und -kalibrierung von vielen erkannt und bearbeitet wird [40, 67]. Eine geschlossene Abhandlung des Themas wurde bislang jedoch nicht veröffentlicht.

¹Alle bislang durchgeführten Untersuchungen basieren auf der in Kapitel 4.3 und 4.5.1 gemachten Annahme, dass das Messrauschen unkorreliert und mittelwertfrei ist. Liegt eine Sensordejustage vor, ist diese Voraussetzung nicht mehr gegeben, da die Messungen beispielsweise mit einem entfernungsabhängigen Offset behaftet sind.

²Vom engl. radar dome, dt.: Radarkuppel.

Der Großteil der Fachliteratur zu den Themen Erkennung, Diagnose und Fehlerbehandlung von Sensordefekten kommt aus Bereichen in denen Sicherheit und Autonomie eine große Rolle spielen. Auf Basis der Erkenntnisse artverwandter Arbeitsgebiete wie der Luftfahrt [38], Verfahrenstechnik [3], Robotik [74] und den Standardwerken zum Thema Fehlerdiagnose von Isermann [42,43], Patton und Frank [59,60] wurde in dieser Arbeit ein Verfahren zur Überwachung von räumlich redundanten Umfeldsensoren eines Multi-Sensor-Netzwerkes entwickelt. Die Literatur beschreibt einvernehmlich, dass Sensordefekte ohne Gegenmaßnahmen in kürzerer oder längerer Zeit zu Fehlersituationen führen, auf die ein Fahrerassistenzsystem intelligent reagieren muss. Hierzu sollten Sensordefekte sicher erkannt werden. Die Entscheidung des Assistenzsystems, wie es auf einen Defekt reagiert, hängt davon ab welcher Sensortyp defekt ist und welchen Fehlertyp er aufweist. Die Fehlersituation muss näher untersucht und diagnostiziert werden. Die Vorgehensweise zur Problemlösung lässt sich in die so genannten F-Bausteine

- Fehlererkennung (FE),
- Fehlerdiagnose (FD) und
- Fehlerbehandlung (FB)

gliedern. Diese drei Komponenten bilden die FEDB-Architektur, deren Ziel es ist anhand von physikalischen Messgrößen Art, Ort und Größe von Sensorfehlern zu bestimmen.

5.1.2 Zielsetzung, Vorgehensweise und Nutzen

Zukünftige Assistenzsysteme, die auf ein Netzwerk unterschiedlicher Sensoren aufbauen, werden nicht ohne eine robuste Sensorüberwachung auskommen. Ziel dieser Arbeit ist der Nachweis, dass sich die in der Robotik bewährte FEDB-Architektur erfolgreich auf die Überwachung von Umfeldsensoren im Automobil übertragen lässt. Die notwendigen Anpassungen wurden dokumentiert und in einer echtzeitfähigen Software umgesetzt.

Darüber hinaus wurden zwei neuartige Verfahren zur Kalibrierung von Umfeldsensoren entwickelt und erfolgreich auf das in Kapitel 3 beschriebene Multi-Sensor-Netzwerk angewandt.

Die Vorgehensweise gliedert sich in die Punkte:

- Sondierung der Fachliteratur,
- Anwendung der FEDB-Architektur auf das vorliegende Multi-Sensor-Netzwerk,

- Entwicklung von neuen Kalibrierverfahren für dejustierte Umfeldsensoren,
- simulative Validierung der Verfahren,
- Umsetzung der FEDB-Architektur in eine echtzeitfähige Software und
- Funktionsnachweis anhand von Langzeitfahrten.

Aus dem beschriebenen Funktionsumfang ergibt sich ein vielfältiger Nutzen:

- Die Erhöhung der Qualität von Fusionstracks durch eine Minimierung der Fehler, die bei fehlerhaften Koordinatentransformationen entstehen können.
- Mit der Zuverlässigkeit des Fahrerassistenzsystems erhöht sich die Akzeptanz der Fahrer, was sich wiederum positiv auf die Absatzzahlen auswirkt.
- Die entwickelten Methoden benötigen lediglich die Informationen bereits vorhandener Sensoren. Das spart die Kosten für Hardwareredundanz.
- Die Diagnosefunktionen unterstützen Servicetechniker bei der Fehlerbehebung und dämpfen so Folgekosten für Wartung und Service.
- Das System verhält sich fehlertolerant und erspart dem Fahrzeughalter eine häufige Werkstattjustage.

5.2 Sensorüberwachung

Das FEDB-Konzept zur Sensorüberwachung hat die Ziele:

- frühzeitige Erkennung kleiner Fehler,
- Fehlerdiagnose mit Angabe von Fehlerort, Fehlergröße und Fehlerursache,
- Verhinderung von Fehlerausbreitung durch frühe Gegenmaßnahmen,
- vorbeugende Wartung bzw. Wartung bei Bedarf und Ferndiagnose mit modernen Kommunikationsmitteln.

Die zu diesem Zweck zum Einsatz kommenden Algorithmen unterliegen den Randbedingungen:

1. Sie müssen in möglichst kurzer Zeit nach Inbetriebnahme des Systems ein Ergebnis liefern.

2. Das nach außen sichtbare Ergebnis braucht für jeden Sensor nur ein binäres „OK“ oder „KO“ zu sein.
3. Die Algorithmen müssen mit Informationen über die Randbedingungen der an die SDF angeschlossenen Sensoren gespeist werden.

Isermann [43] beschreibt die möglichen Herangehensweisen an diese Herausforderung. Das FEDB-Schema in Bild 5.2 unterteilt die Sensorüberwachung in drei Teilbereiche [74].

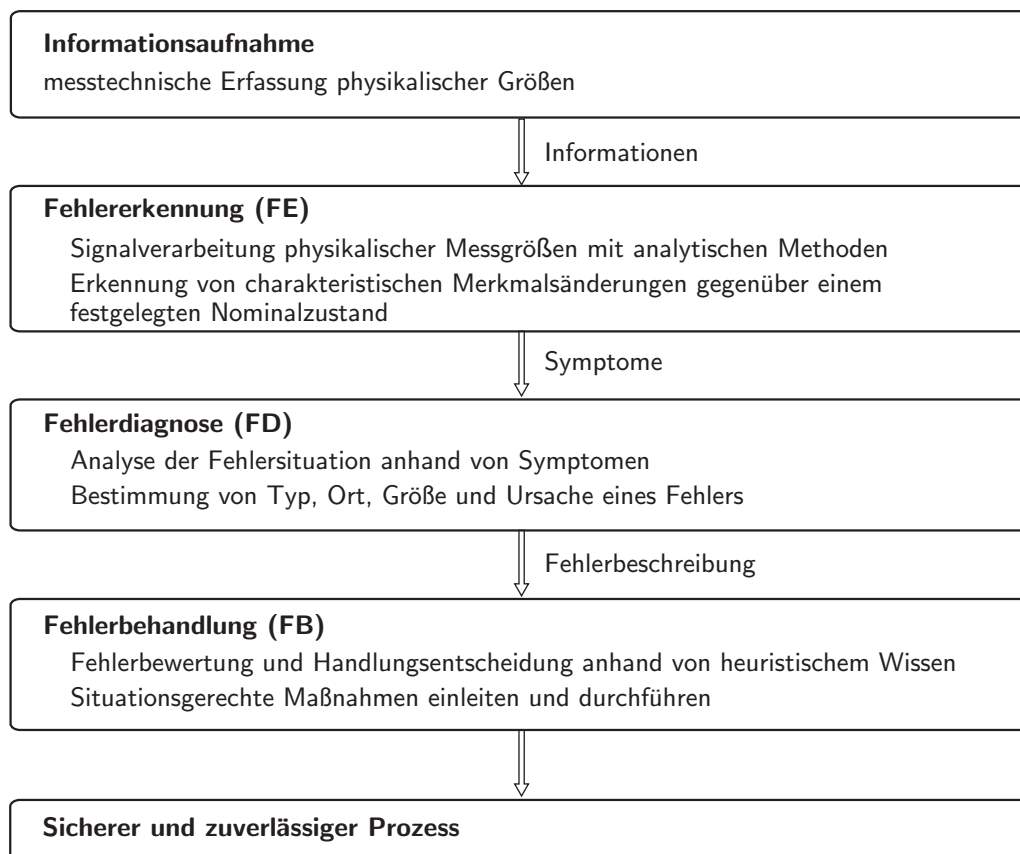


Bild 5.2: Komponenten des FEDB-Schemas

Fehlererkennung

Die Fehlererkennung beantwortet die zentrale Frage, ob ein Sensor defekt ist und sich das Fahrerassistenzsystem in einem Fehlerzustand befindet. Sie hat zu unterscheiden, ob ein Sensor richtige, falsche oder gar keine Informationen liefert. Damit Fehlersituationen unmittelbar nach dem Auftreten erkannt werden können, muss diese Überwachungsfunktion ständig aktiv sein. Die eingesetzten Algorithmen müssen daher echtzeitfähig sein. Die Verfahren des FE-Bausteins sollten modular erweiterbar und auf beliebige Umfellsensoren anwendbar sein.

Zudem sollten sie unabhängig von der Umgebung sowie der Fahrzeugbewegung und flexibel gegenüber einer hohen Bandbreite an Sensordefekten sein.

Fehlerdiagnose

Die Fehlerdiagnose analysiert die erkannten Fehlersymptome, bestimmt den Fehlertyp, den für die Fehlersituation verantwortlichen Sensor und bereitet die spezifische Reaktion des Fahrerassistenzsystems vor. Der Diagnoseprozess sollte modular erweiterbar, umgebungsunabhängig und auf verschiedenste Sensordefekte anwendbar sein. Ausgangsdaten dieses Moduls sind Fehlerbeschreibungen. Im Gegensatz zu einer Sensorüberwachung in der Robotik kann zur Unterstützung der Fehlerdiagnose nicht in die Fahrzeugbewegung eingegriffen werden. Die Algorithmen müssen mit einer passiven Beobachtung der Sensorinformationen auskommen, um die Fehlersymptome zu diagnostizieren.

Fehlerbehandlung

Auf die symptomatische Beschreibung des Fehlertyps und des verantwortlichen Sensors leitet die Fehlerbehandlung eine situationsgerechte Reaktion ein. Hierzu ist Wissen über die Umgebung, Anforderungen des Assistenzsystems, die Fehlerhistorie und den Zusammenhängen zwischen Fehlermöglichkeiten und plausiblen Reaktionen notwendig. Anhand des Fehlertyps kann entschieden werden, ob der Fehler möglicherweise im Betrieb behoben werden kann, zu einer Systemdegradation oder Abschaltung führt. Für die Rückspeisung der Fehlerbehandlung an das Fahrerassistenzsystem ist eine Schnittstelle und die Bereitstellung entsprechenden Aktionsmodule wie z. B. Kalibrierverfahren, Funktionssperre und -freigabe in der Systemarchitektur vorzusehen.

5.2.1 Fehlererkennung anhand von Messsignalen

Die klassische Methoden der Fehlererkennung basieren auf der Kontrolle direkt messbarer Signale:

- Absolutwertkontrolle,
- Trendwertkontrolle,
- Signalvorhersage.

Diese Verfahren lassen sich nicht direkt auf die Messdaten anwenden, da es sich bei den Daten der Umfellsensoren im Fahrbetrieb nicht um stetige Signalverläufe handelt. Sie eignen sich jedoch für die Kontrolle abgeleiteter Größen.

Der zeitliche Verlauf einzelner Signale kann in den meisten Fällen durch einen regellosen Verlauf, einen periodischen Verlauf oder eine Überlagerung beider Signalformen beschrieben werden. So ist es denkbar zur Überwachung von Prozessen das Verhalten von Kennwerten und Kennfunktionen von Signalen heranzuziehen. Theoretisch kommen die Varianz, Autokorrelationsfunktion, Leistungsdichte und Diskrete Fouriertransformation für regellose Signale und Amplitude, Frequenz, Phasenwinkel, Autokorrelationsfunktion, Leistungsdichte und Diskrete Fouriertransformation für periodische Signale in Betracht. Diese Kennwerte werden zur Erkennung von Änderungen in der Regel einer Grenzwert- oder Trendkontrolle unterworfen. Klassische Methoden wie Grenz- und Trendwertkontrolle wichtiger Prozessvariablen lösen das vorliegende Überwachungs- und Fehlerdiagnoseproblem nicht umfassend, lassen sich jedoch zur Bestimmung der Nachrichtenübertragungsrate anwenden.

5.2.2 Fehlererkennung durch Redundanz

Die Suche nach einem defekten Sensor ist in der Fachliteratur eng mit dem Begriff „Redundanz“³ verbunden. Im technischen Bereich ist Redundanz gleichbedeutend mit „Mehrfachauslegung“ [75]. Es wird zwischen *sequentieller* und *paralleler* Redundanz unterschieden. Sequentiell redundante Systeme messen wiederholt eine statische physikalische Größe mit demselben Sensor. Parallel redundante Messsysteme stellen hingegen von mehreren Sensoren gleichzeitig Messgrößen zur Verfügung. Letztere lassen sich zusätzlich in *direkt*, *kinematisch* oder *analytisch* redundante Systeme unterteilen.

Sequentielle Redundanz

Sequentielle Redundanz wird vorwiegend für die Erkennung von Sensorfehlern eingesetzt. Dabei wird mit ein und demselben Sensor eine Messgröße mehrmals hintereinander erfasst. Aus der Messwertfolge lassen sich Rückschlüsse auf den Zustand des Sensors schließen. Dieses Verfahren eignet sich besonders für Sensoren, die sporadische Fehler zeigen. Voraussetzung ist, dass sich die Messgröße im Messzeitraum kaum oder nur sehr langsam verändert. Ist dies gegeben, liegen die Vorteile der sequentiellen Redundanz in den Kosten, da es sich auch hier um eine Softwarelösung handelt, die sich für eine effektive Erkennung spezieller

³Vom lat. *redundantia*, dt.: Überfluss.

Sensordefekte eignet, und in der Modularität und der damit verbundenen Übertragbarkeit auf andere Systeme.

Auf die Überwachung von Umfeldsensoren lässt sich die sequentielle Redundanz nur bedingt anwenden, da die Messdaten während der Fahrt eine hohe Dynamik aufweisen. In Betracht kommen Standphasen, bei denen die Sensoren ein statisches Szenario abbilden oder die analytische Betrachtung von annähernd statischen Sensorcharakteristika.

Direkte Redundanz

Wird zur Erhöhung der Fehlertoleranz zusätzliche Hardware in Form von Sensoren, Aktuatoren oder Rechnersystemen eingesetzt spricht man von direkter Redundanz. Je nachdem, ob diese im Bedarfsfall aktiviert werden oder zu jedem Zeitpunkt aktiv sind, wird zwischen *passiver* und *aktiver* Redundanz unterschieden. *Homogen* redundante Systeme setzen hierbei identische Komponenten ein, wohingegen *heterogen* redundante Systeme prinzipiell unterschiedlich aufgebaut sind. Die direkte Redundanz bietet eine erhöhte Fehlersicherheit durch einen kostspieligen Mehraufwand und wird daher häufig in der Luft- und Raumfahrt eingesetzt. Eine Verbesserung der Fehlererkennung durch Erhöhung der Hardwareredundanz widerspricht dem Wunsch der Automobilindustrie nach Kostenminimierung. Vorgegeben ist, dass abgesehen von der Seriensensorik eines Mittelklasse-Pkws keine weiteren Sensoren zur Messung prozessbeschreibender Hilfsgrößen in Betracht kommen. Es besteht jedoch die Möglichkeit auf Daten der in Kapitel 3.4 vorgestellten Egosensoren zurückzugreifen, wobei allerdings Ungenauigkeiten, die durch ungenaue Zeitstempelung entstehen, zu berücksichtigen sind.

Analytische Redundanz

Das Verfahren der analytischen Redundanz nutzt das Wissen über den betreffenden Prozess oder das System in Form von Prozess- oder Systemmodellen. Diese Modelle beschreiben die Zusammenhänge zwischen verschiedenen Messgrößen mathematisch. Werden durch zusätzliche Sensoren weitere Messgrößen erfasst, steigt die Anzahl der funktionalen Zusammenhänge und idealerweise lassen sich die Messgrößen jedes einzelnen Sensors über einen mathematischen Zusammenhang aus den Messwerten eines anderen Sensors errechnen. Analytische Redundanz ist kostensparend, da es sich in den meisten Fällen um eine Softwarelösung handelt und eignet sich hervorragend zur Lösung der vorliegenden Problemstellung.

5.2.3 Vorgehensweise zur Fehlererkennung mit Prozessmodellen

Die Vorgehensweise zur Fehlererkennung anhand nicht messbarer Größen durch parallele analytische Redundanz lässt sich in drei Phasen gliedern (vgl. Bild 5.3):

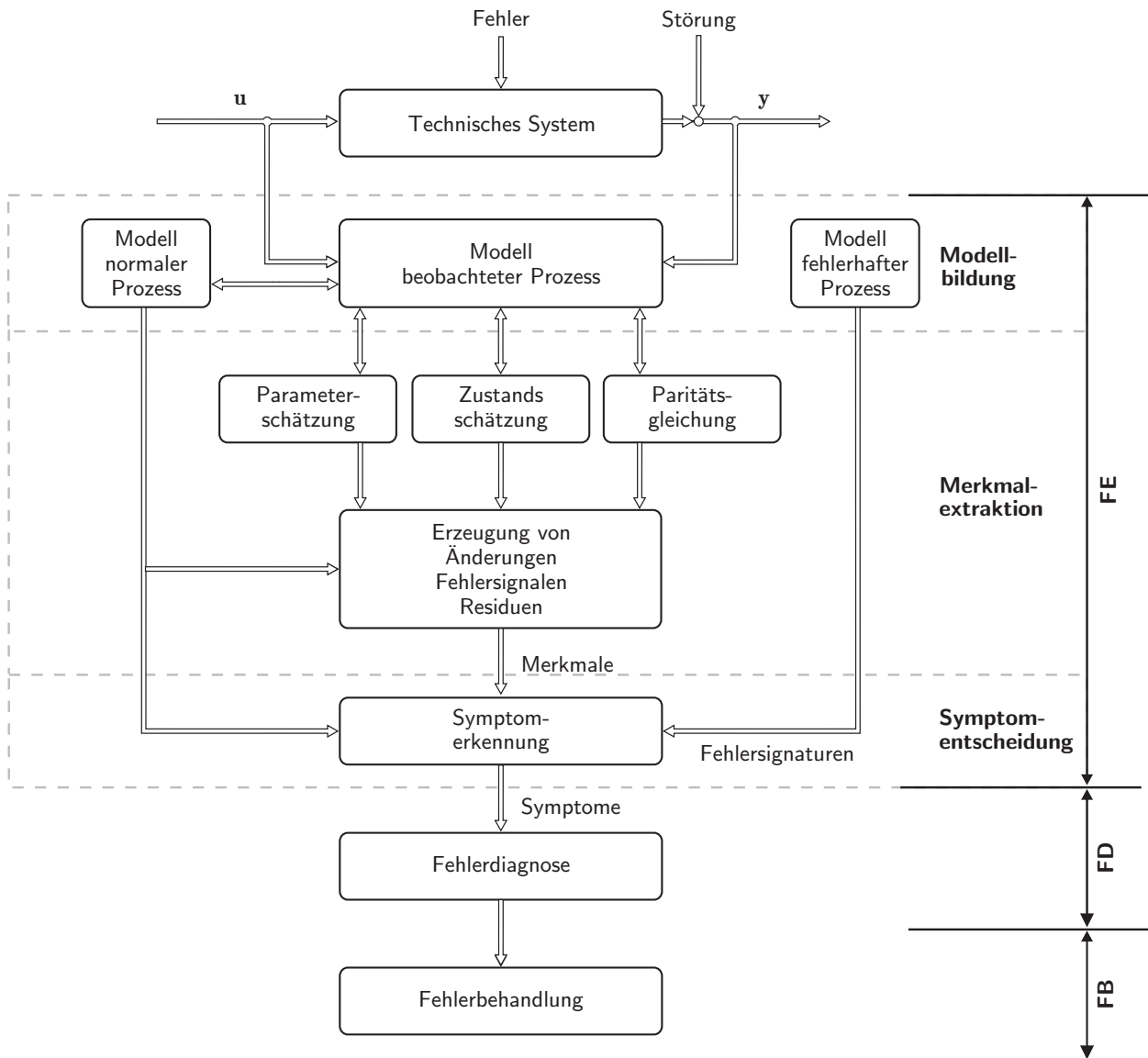


Bild 5.3: Vorgehensweise bei der Fehlererkennung

1. Phase: Modellbildung

Die Modellbildung basiert auf Kenntnissen und Erfahrungen des

- normalen Prozesses,

- beobachteten Prozesses und
- fehlerhaften Prozesses.

Der Prozess innerhalb der Toleranzen wird als *normal* deklariert und muss für die weitere Vorgehensweise bekannt sein. Ein verwendetes normales Modell kann z. B. ein Referenzmodell oder ein beobachtetes Modell vor dem Fehlereintritt sein. Die Modelle des fehlerhaften Prozesses zeigen die Auswirkungen des Fehlers auf die zu analysierenden Größen. Diese Auswirkungen werden Fehlersignaturen genannt.

2. Phase: Signalverarbeitung, Merkmalsextraktion

Ein Vergleich Zustandsgrößen eines beobachteten Modells mit dem normalen Modell liefert Änderungen oder Fehlersignale bzw. Residuen. In Abhängigkeit von den zu erkennenden Fehlern verwendet man hierzu

- Parameterschätzmethoden,
- Zustandsschätzmethoden,
- Paritätsgleichungen oder
- Kennwertberechnungen.

Diese Residuen stellen Vergleichsgrößen zwischen *normal* und *unnormal* dar und sind extrahierte Merkmale.

3. Phase: Symptomerkenennung

Werden beim Vergleich der beobachteten Merkmale signifikante Abweichungen zum normalen Prozessverhalten detektiert, ist es möglich, dieses Fehlverhalten zu kategorisieren. Ein Vergleich der Merkmale aus dem Modell des beobachteten Prozesses mit den Fehlersignaturen der Modelle vom fehlerhaften Prozess ermöglicht die Angabe von Symptomen, die ihrerseits der Fehlerdiagnose dienen. Die Fehlerdiagnose richtet sich nach Ort und Größe der Fehler und gibt nach Möglichkeit eine Fehlerursache an. Üblicherweise kommen bei der Verarbeitung von heuristischem Wissen Expertensysteme zum Einsatz.

Wurde ein Fehler erkannt, diagnostiziert und klassifiziert wird eine Entscheidung bezüglich seiner Behandlung getroffen. Je nach Fehlertyp kann es zu einer Degradation oder Abschaltung des Systems kommen. Sind jedoch Sensorreserven vorhanden, ist es möglich den Sensor im Betrieb zu kalibrieren.

Die im Folgenden vorgestellte Software zur Sensorüberwachung deckt die soeben beschriebenen Funktionsblöcke exemplarisch ab, ohne eine Fahrerassistenzfunktion abzubilden. Es sei an dieser Stelle noch einmal betont, dass die beschriebene Untersuchung belegt, dass es praktikabel ist, die Überwachungsstrukturen der Verfahrenstechnik auf multisensorische Fahrerassistenzsysteme anzuwenden.

In der Phase der *Modellbildung* (vgl. Bild 5.3) werden die gemessenen Objektkoordinaten und die Zeitstempel der Datenpakete nach der CAN-Bus-Übertragung analytisch ausgewertet. Für Radarsensoren sind dies:

$\Psi(t)$	Gierwinkel	in rad
$r(t)$	Schrägentfernung	in m
t_{mess}	Messzeitpunkt	in s.

Liegen die Messwerte eines Sensors in kartesischen Koordinaten vor, wie dies beim Videosensor der Fall ist, werden sie zur einheitlichen Behandlung in Polarkoordinaten transformiert. Hieraus werden die Zwischengrößen

t_1	Zeit seit erstem Nachrichtenpaket	in s
t_l	Zeit seit letztem Nachrichtenpaket	in s
N	Gesamtanzahl der empfangenen Nachrichtenpakete	
$n(t)$	Nachrichtenrate	in s^{-1}

berechnet. Die Verwendung von Zeitstempeln zur Generierung von Fehlermerkmalen ist an dieser Stelle nicht ganz trivial. Entscheidend ist, zu welchem Zeitpunkt und von welcher Instanz diese Stempel aufgeprägt werden. Bild 5.5 verdeutlicht am Beispiel der Radarsensoren die Problematik. Im vorliegenden Fall sendet jeder Radarsensor 8 Objekte eines Messzyklus sequentiell über den CAN-Bus. Je nach Buslast erreichen die Nachrichten durchschnittlich im Takt von

$$\Delta t_1 = 250 \mu s \quad (5.1)$$

den Datenfusionsrechner. Die Sensoren werten daraufhin den nächsten Messzyklus aus und senden den nächsten Datensatz nach der Verarbeitungszeit von

$$\Delta t_2 = 90 \text{ ms.} \quad (5.2)$$

Die Zeitspanne Δt_2 bildet die signifikante Messgröße und variiert je nach Datenverarbeitungszeit und Busauslastung im Normalfall zwischen 70 ms und 110 ms.

Aus den Messwerten und den Zwischengrößen lassen sich die Kennwerte

$\overline{N_{DP}(t)}$	Mittelwert der Nachrichtenrate	in s^{-1}
$\sigma_{DP}(t)$	Standardabweichung der Nachrichtenrate	in s^{-1}
$\mathbf{GM}_7(t)$	die $n \times 1$ gleitender Mittelwert über 7 Werte von $n(t)$	in s^{-1}
$\mathbf{E}(t)$	die 2×6 Erfassungsbereichsmatrix	in m
$\mathbf{H}_{kart}(t)$	die $m \times n$ Histogrammmatrix in kartesischen Koordinaten	
$\mathbf{H}_{polar}(t)$	die $m \times n$ Histogrammmatrix in Polarkoordinaten	
$\mathbf{H}_{quer}(t)$	das $m \times 1$ Histogramm über die Querablage	
$\max(\mathbf{H}_{quer}(t))$	Querablage des Maximums des Histogramms	

ermitteln. Die Überschneidung von Erfassungsbereichen bildet die räumliche Redundanz, welche für eine Kalibrierung von Umfeldsensoren wichtig ist. Daher werden auf Rohsignalebene die Messwerte so abgelegt, dass sich die Erfassungsbereiche der Umfeldsensoren daraus ableiten lassen. Bild 5.6 deutet hierfür vier Möglichkeiten an. Den geringsten Speicherplatz belegt die Erfassungsbereichsmatrix \mathbf{E} . Die Punkte P_i lassen sich anhand der Vektoren

$$\mathbf{p}_i = \begin{pmatrix} p_i(1) \\ p_i(2) \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad i \in 1, 2, \dots, 6 \quad (5.3)$$

darstellen. Die Erfassungsbereichsmatrix ergibt sich zu

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} p_1(1) & p_2(1) & p_3(1) & p_4(1) & p_5(1) & p_6(1) \\ p_1(2) & p_2(2) & p_3(2) & p_4(2) & p_5(2) & p_6(2) \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

$$= \begin{bmatrix} X_{min} & \frac{Y_{max}}{\tan(\Psi_{max})} & X_{max} & X_{max} & \frac{Y_{min}}{\tan(\Psi_{min})} & X_{min} \\ X_{min} \tan(\Psi_{max}) & Y_{max} & Y_{max} & Y_{min} & Y_{min} & X_{min} \tan(\Psi_{min}) \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

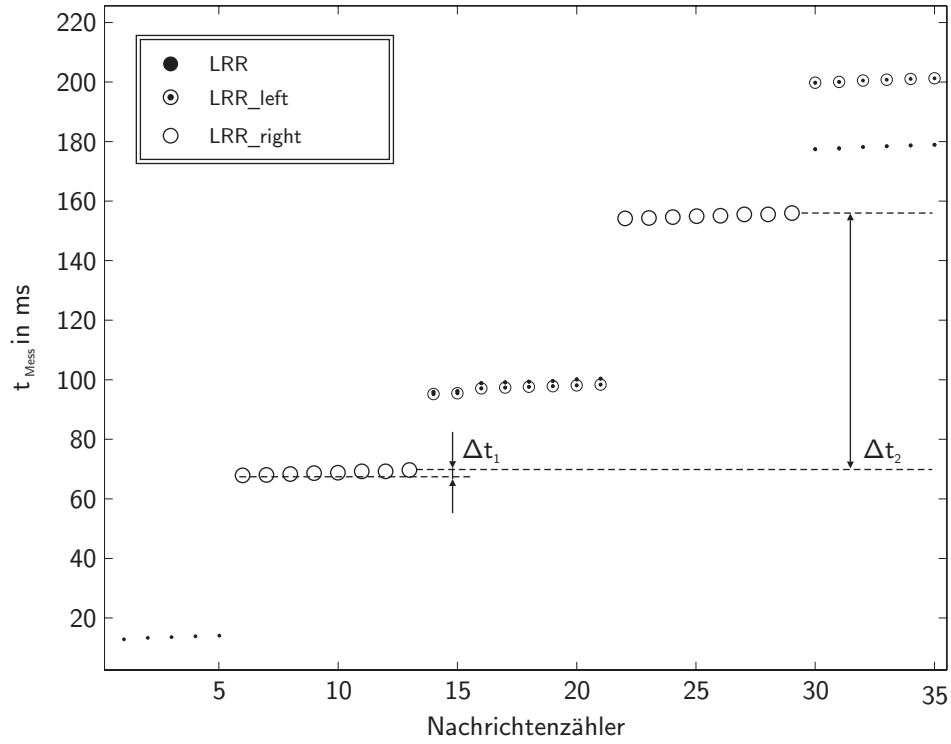


Bild 5.5: Beispiel der variierenden Zeitstempel von Radarnachrichten

Die Grenzwerte des Erfassungsbereichs ergeben sich aus dem zyklischen Vergleich der Messwerte x_{mess} mit den Limits:

$$X_{min} = \begin{cases} x_{mess} < X_{min} & : x_{mess} \\ x_{mess} \geq X_{min} & : X_{min} \end{cases} \quad (5.6)$$

$$X_{max} = \begin{cases} x_{mess} > X_{max} & : x_{mess} \\ x_{mess} \leq X_{max} & : X_{max} \end{cases} \quad (5.7)$$

$$Y_{min} = \begin{cases} y_{mess} < Y_{min} & : y_{mess} \\ y_{mess} \geq Y_{min} & : Y_{min} \end{cases} \quad (5.8)$$

$$Y_{max} = \begin{cases} y_{mess} > Y_{max} & : y_{mess} \\ y_{mess} \leq Y_{max} & : Y_{max} \end{cases} \quad (5.9)$$

$$\Psi_{min} = \begin{cases} \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) < \Psi_{min} & : \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) \\ \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) \geq \Psi_{min} & : \Psi_{min} \end{cases} \quad (5.10)$$

$$\Psi_{max} = \begin{cases} \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) > \Psi_{max} & : \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) \\ \arctan(\frac{y_{mess}}{x_{mess}}) \leq \Psi_{max} & : \Psi_{max} \end{cases} \quad (5.11)$$

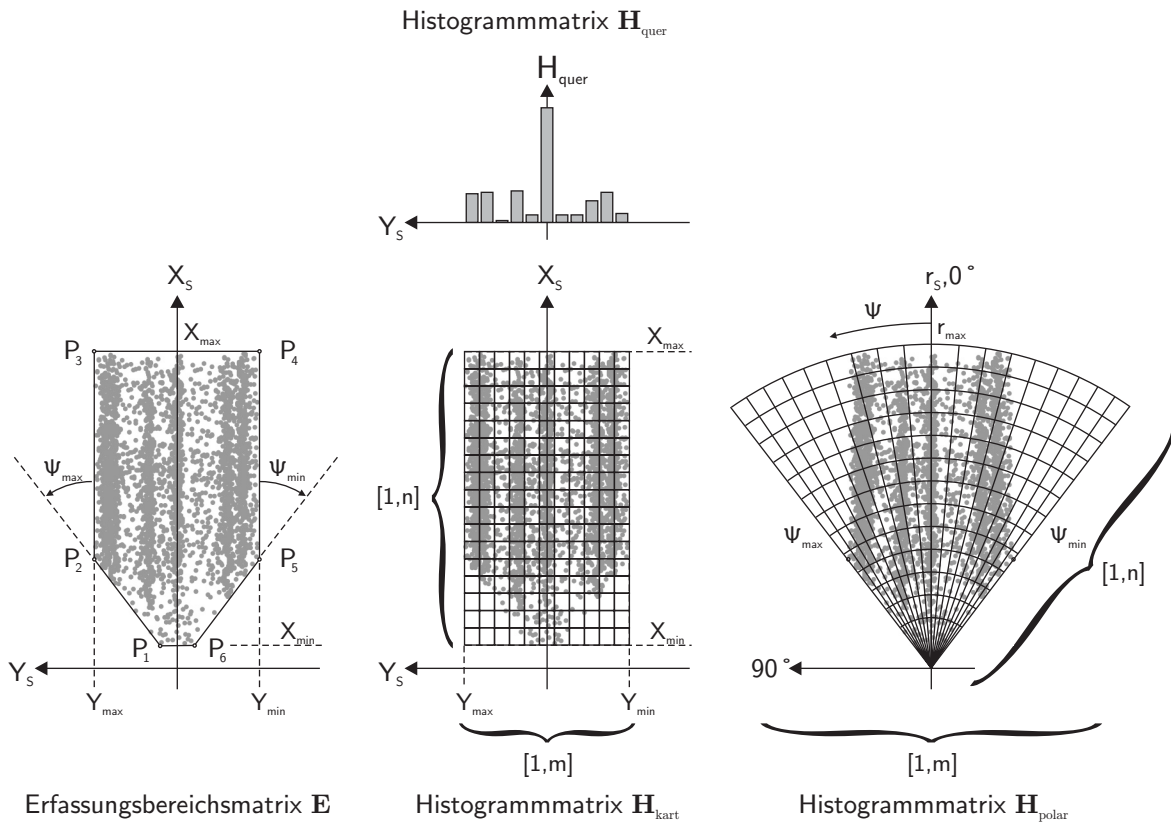


Bild 5.6: Vier Beispiele für die Festlegung des Erfassungsbereichs eines Sensors

Eine weitere Variante der Darstellungsform von Erfassungsbereichen bieten Histogrammmatrizen. Wie in Bild 5.6 dargestellt, lässt sich je nach Sensorprinzip ein kartesisches oder polares Histogramm aufstellen. Die Rastergrößen m und n sind frei wählbar. Sie bestimmen die Auflösung und damit verbunden die Aussagekraft dieses Verfahrens. Hier ist ein Kompromiss aus Speicherbelegung und Auflösung zu wählen. Für Radardaten eignet sich beispielsweise ein polares Raster, da die Messwerte in Polarkoordinaten vorliegen. Das kartesische Raster hat den positiven Nebeneffekt, dass sich mit wenigen Rechenschritten ein Histogramm über die Querablage der Messungen aufstellen lässt, in dem sich erfahrungsgemäß die Messpunkte

voraus fahrender Fahrzeuge als ausgeprägtes Maximum abzeichnen. Die Querablage dieses Maximums steht im Zusammenhang mit der Ausrichtung des Sensorkoordinatensystems.

Das Modell des als „normal“ definierten Prozesses lässt sich durch die Kennwerte

- Mittelwert der Nachrichtenrate $\overline{N_{DP,norm}}$,
- Standardabweichung der Nachrichtenrate $\sigma_{DP,norm}$,
- Mittelwert des Medianfilters über 7 Werte der Nachrichtenrate $\overline{\mathbf{GM}_{7,norm}}$ und
- Erfassungsbereich (**E** oder **H**)

beschreiben.

Bestimmung der Fehlermerkmale

Als Fehlermerkmale dienen die Residuen aus der Differenz des aktuell beobachteten Prozesses und der gespeicherten Normwerte:

$$m_1(t) = \overline{N_{DP}(t)} - \overline{N_{DP,norm}} \quad (5.12)$$

$$m_2(t) = \overline{N_{DP}(t)} - \overline{\mathbf{GM}_{7,norm}(t)}. \quad (5.13)$$

Hinzu kommen Abweichungen aus dem Vergleich der räumlich redundant arbeitenden Sensoren

- m_3 : Anzahl der Nachrichtenpakete,
- m_4 : Ausfüllung des Erfassungsbereichs,
- m_5 : Maxima der Querablagendiagramme.

Symptomerkennung

Anhand der Fehlermerkmale, der Kenntnis des normalen Prozesses und der Fehlersignaturen können Symptome für die Fehlerdiagnose generiert werden. Der Schwerpunkt dieser Arbeit wurde jedoch auf die Algorithmen zur Sensorkalibrierung gelegt, daher beschränken sich die Fehlerzustände auf

OK:	Sensor OK,
KALIB:	Gierwinkelkalibrierung eines Sensors erforderlich und
KO:	Sensor KO.

Die Voraussetzung für eine detailliertere Diagnose und Fehlerbehebung wurden geschaffen, eine umfassende Umsetzung ist jedoch nicht Bestandteil dieser Arbeit. Daher wurde die Symptomererkennung in Form einer Absolutwertkontrolle eines Fehlerzählers F_i für jeden Sensor realisiert. Der sensorspezifische Fehlerzähler wird gewichtet inkrementiert, wenn eine der Vergleichsoperationen

$$\begin{aligned}
m_1(t) &> \sigma_{DP,norm} \\
m_2(t) &> \sigma_{DP,norm} \\
\mathbf{x}_{mess}(t) &\notin E_{norm} \\
E(t) &\ll E_{norm} \\
N &< 1 \\
N_{Sensor1}(t) &\ll \frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n N_i(t) \\
\max(\mathbf{H}_{quer,1}(t)) &\ll \frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n \max(\mathbf{H}_{quer,i}(t)) \quad \text{mit } n: \text{Anzahl Sensoren}
\end{aligned}$$

erfüllt ist und dekrementiert, wenn innerhalb eines Erholungszeitraumes im laufenden Betrieb kein weiterer Fehler auftritt.

Fehlerdiagnose

Die Diagnose basiert auf dem Zählerstand des Fehlerzählers. Für jeden Sensor ergeben sich die Zustände

OK:	$F_i < \text{OK_Schwellwert}$
KALIB:	$\text{OK-Schwellwert} \leq F_i < \text{KO-Schwellwert}$
KO:	$\text{KO-Schwellwert} \leq F_i$.

Fehlerbehandlung

Liegt der Fehlerzustand „KO“ vor, wird automatisch ein Alarm an den Nutzer gesendet und eine Wartungsanforderung gestellt. Im Falle der Kalibrieranforderung „KALIB“ wird aus den Stammdaten das für den Sensor passende Verfahren gestartet. Führt eine mehrfache Kalibrierung nicht zum Ziel, wird der Fehlerzustand des Sensors auf „KO“ inkrementiert.

5.3 Sensorkalibrierung

Kalibrieren bedeutet im messtechnischen Sinne die Festlegung des Zusammenhangs zwischen Messwerten eines Sensors und der Information, die daraus abgeleitet werden kann. Dieser Zusammenhang wird im Allgemeinen durch ein Sensormodell beschrieben und die Kalibrierung beinhaltet die Abstimmung der Modellparameter auf die physikalischen Gegebenheiten, so dass die Messwerte eines Sensors optimal interpretiert werden. Im regulären Betrieb ist das Sensormodell bekannt und wird dazu genutzt, Messungen zu interpretieren. Die Kalibrierung verläuft umgekehrt, man benötigt zu jeder Messung des zu kalibrierenden Sensors den zugehörigen Erwartungswert der Information. Mit diesen Wertepaaren verfügt man über Ein- und Ausgangsgrößen des Sensormodells und kann dieses so identifizieren [42].

Die Herausforderung besteht darin, die hinsichtlich einer Messung erwartete Information bereitzustellen. Der Weg über das Sensormodell steht gegebenenmaßen nicht zur Verfügung, da dieses parametrisiert werden soll. Die Fachliteratur bietet zu dieser Problematik verschiedene Ansätze. Arbeiten aus dem Gebiet der Kamerakalibrierung setzen explizites Wissen in Form von klar strukturierten Eichumgebungen oder Eichkörpern ein, die in den Erfassungsbereich des Kamerasystems gebracht werden [50, 81]. Ein weiterer Ansatz für die Kalibrierung eines Kamerasystems geht von äquidistanten Objekten aus (z. B. Laternenmasten) [82]. Die Kalibrierung von Radarsensoren für eine ACC-Anwendung wird im Rahmen der Werkstattjustage mit einem Achsprüfstand in Kombination mit einem speziellen Radarprüfstand durchgeführt [13]. Die erwartete Information kommt hier aus einer exakt vermessenen geometrischen Beziehung eines Kalibrierobjektes zur Sensorposition.

Alle in der Literatur beschriebenen sondierenden Verfahren zur Sensorkalibrierung verwenden entweder Eichkörper oder geometrische Annahmen hinsichtlich der Struktur der Messumgebung. Im täglichen Einsatzgebiet von Fahrerassistenzsystemen sind keinerlei Eichkörper vorhanden, geschweige denn deren regelmäßige Anwendung dem Kunden zumutbar. Daher wurden neue Ansätze entwickelt, um Umfeldsensoren weitestgehend ohne Anforderungen an die Struktur der Fahrzeugumgebung zu kalibrieren.

5.3.1 Umfeldkalibrierung

Das Konzept „Umfeldkalibrierung“ nutzt die Beobachtung stehender Objekte als Referenz für die Messwerte. Setzt man eine Fahrgeschwindigkeit größer v_{min} und eine geringe Querdynamik des Egofahrzeugs voraus, müssen die Geschwindigkeitsvektoren aller als „stehend“ klassifizierter Objekte parallel zum Ego Geschwindigkeitsvektor verlaufen. Diese Annahme wurde

im mittleren Graphen von Bild 5.7 visualisiert. Schließen Sensor- und Fahrzeuglängsachse hingegen den Gierwinkel Ψ ein, drehen sich die Geschwindigkeitsvektoren entsprechend der rechten Grafik in Bild 5.7.

Daraus folgt die Annahme, dass der Vergleich einer Geschwindigkeitsmessung mit der erwarteten Vektorausrichtung unter den Randbedingungen

- Beobachtung stehender Objekte,
- rauscharme Messung des Geschwindigkeitsvektors V_O ,
- Geradeausfahrt (d.h. geringe Querdynamik) und
- Egogeschwindigkeit v_{ego} größer als v_{min}

einen Rückschluss auf den Dejustagewinkel Ψ zulässt.

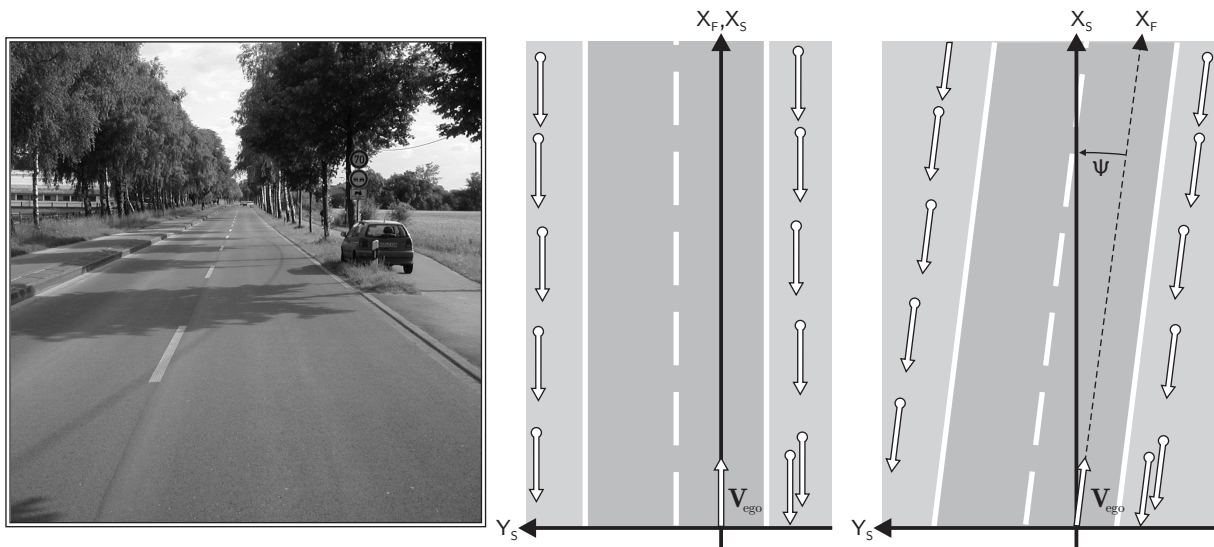


Bild 5.7: Der Gierwinkel Ψ des S-KOS zeichnet sich im Vektorfeld stehender Objekte ab.

Berücksichtigung der Egobewegung

Die in Abschnitt 5.3.1 gemachte Annahme gilt nur für einen geringen Dynamikbereich. Bezieht man die Eigenbewegung des Egofahrzeugs in das Modell der stehenden Objekte mit ein, lässt sich die Umfeldkalibrierung auf Kurven erweitern. Da die Sensoren zur Bestimmung der Egobewegung eine hohe Unsicherheit aufweisen (vgl. Abschnitt 3.4), wird ein kinematisches

Einspurmodell für die Kompensation der Egobewegung verwendet. Dieser kinematische Ansatz vernachlässigt bei der Beschreibung der Fahrzeugeigenbewegung den Einfluss der Fliehkraft und geht davon aus, dass sich das Fahrzeug bei einer Gierbewegung um den Mittelpunkt der Hinterachse und somit den Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems dreht. Die durch diese Vereinfachung entstehenden Abweichungen sind gering [31] und werden aufgrund der ohnehin unsicheren Modelleingangsdaten in Kauf genommen. Bild 5.8 zeigt die Veränderung des relativen Objektgeschwindigkeitsvektors am Beispiel einer Kurvenfahrt.



Bild 5.8: Gierratenkompensation bei der Bestimmung des relativen Geschwindigkeitsvektors stehender Objekte

Die translatorische Bewegung des Fahrzeugkoordinatensystems über Grund wird mit dem Mittelwert der Geschwindigkeit der Hinterräder v_H genähert:

$$\mathbf{v}_{ego} = \begin{pmatrix} v_H \\ 0 \end{pmatrix}. \quad (5.14)$$

Zur Bestimmung der Bewegung weiterer Punkte am Fahrzeug wird der Einfluss der Gierbewegung über den Dreharm zum Mittelpunkt der Hinterachse berücksichtigt. Die Bewegung eines Sensorkoordinatensystems über Grund ergibt sich demnach aus

$$\mathbf{v}_S = \mathbf{v}_{ego} + \begin{pmatrix} -t_y \\ t_x \end{pmatrix} \cdot \dot{\Psi}. \quad (5.15)$$

In dieser Gleichung beschreibt $\dot{\Psi}$ die Egogierraten (vgl. Kapitel 3.4) und der Translationsvektor

$$\mathbf{t} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (5.16)$$

die Einbauposition des entsprechenden Sensors in Bezug auf das Fahrzeugkoordinatensystem (vgl. Abschnitt 4.3.2 sowie Bild 5.8).

Die Relativgeschwindigkeit \mathbf{v}_O des Messobjektes P setzt sich aus der durch den Objektabstand und die Drehbewegung ausgelösten Scheinbewegung und der Bewegung des Sensorkoordinatensystems über Grund zusammen:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_O &= -\mathbf{v}_s + \dot{\Psi} \begin{pmatrix} p_y \\ -p_x \end{pmatrix} \\ &= -\mathbf{v}_{ego} + \dot{\Psi} \begin{pmatrix} t_y \\ -t_x \end{pmatrix} + \dot{\Psi} \begin{pmatrix} p_y \\ -p_x \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -\mathbf{v}_H & +\dot{\Psi}(t_y + p_y) \\ & -\dot{\Psi}(t_x + p_x) \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (5.17)$$

Der Vektor \mathbf{p}_S

$$\mathbf{p}_S = \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \end{pmatrix} \quad (5.18)$$

in Gleichung (5.17) beschreibt die Position des Messobjektes in Sensorkoordinaten.

Mess- und Referenzwert

Umfeldsensoren bestimmen die Geschwindigkeit der Objekte relativ zum Sensorkoordinatensystem (vgl. Bild 5.8). Wie in Kapitel 4.3.2 beschrieben, werden die Daten aller Objekte zur Fusion ins gemeinsame Fahrzeugkoordinatensystem transformiert. Die Transformationsmatrix \mathbf{T}_{FS} eines Sensors wird durch seine Einbauparameter

- $\Psi_{nominal}$: nomineller Ausrichtungswinkel der Sensorachse,
- t_x : Translation in X-Richtung und
- t_y : Translation in Y-Richtung

bestimmt. Die Umfeldkalibrierung lässt sich getrennt auf jeden Sensor anwenden, daher wird auf eine Indexierung der Sensoren zur Förderung der Übersichtlichkeit verzichtet. Im Folgenden sei der Translationsvektor \mathbf{t} als konstant und bekannt angenommen. Der Drehwinkel Ψ der Sensorachse \mathbf{X}_S gegenüber der Fahrzeuglängsachse \mathbf{X}_F berechnet sich aus dem nominalen Ausrichtungswinkel $\Psi_{nominal}$ und einem Korrekturterm ψ :

$$\Psi = \Psi_{nominal} + \psi. \quad (5.19)$$

Der Korrekturwert ergibt sich gemäß der Annahme aus dem Winkel zwischen dem gemessenen Geschwindigkeitsvektor und dem Referenzvektor aus Gleichung (5.17) im Fahrzeugkoordinatensystem. Beide Vektoren werden auf die Länge 1 normiert:

$$\mathbf{v}_{mess0} = \frac{\mathbf{v}_{mess}}{|\mathbf{v}_{mess}|} = \begin{pmatrix} v_{mess0}(1) \\ v_{mess0}(2) \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \mathbf{v}_{ref0} = \frac{\mathbf{v}_O}{|\mathbf{v}_O|} = \begin{pmatrix} v_{ref0}(1) \\ v_{ref0}(2) \end{pmatrix}. \quad (5.20)$$

Die Komponenten der Geschwindigkeitsvektoren werden in nachfolgenden Herleitungen nummeriert, anstelle den Indizes noch ein x oder y anzuhängen (siehe Gleichung (5.20)). Die verkürzte Indizierung soll der besseren Lesbarkeit der Gleichungen dienen.

Von den in Abschnitt 5.2.3 vorgestellten Verfahren zur Prozessbeobachtung wird zur Ermittlung des Korrekturwinkels ψ ein Parameterschätzverfahren nach der Methode der kleinsten Quadrate⁴ und alternativ ein Kalman-Zustandsschätzer verwendet. Beide Verfahren werden so an die Problemstellung angepasst, dass sie auf Störungen realer Messdaten (z. B. Messrauschen oder Messausreißer) robust reagieren.

Gemäß der Modellannahme gehen nur als „stehend“ klassifizierte Objekte in die Schätzverfahren ein. Stehende Objekte erfüllen die Bedingungen, dass Messung und Referenz

1. bestätigen, dass sich das Objekt virtuell auf das Fahrzeug zu bewegt

$$\mathbf{v}_{mess} \cdot \mathbf{v}_{ref} > 0 \quad \wedge \quad v_{mess0}(1) < 0 \quad (5.21)$$

2. und dass Relativ- und Eigengeschwindigkeit um weniger als 10 % voneinander abweichen

$$\left| \frac{|\mathbf{v}_{mess}| - |\mathbf{v}_{ref}|}{|\mathbf{v}_{ref}|} \right| < 0,1. \quad (5.22)$$

⁴Engl.: least squares (LS).

Methode der kleinsten Quadrate zur Umfeldkalibrierung

Die Kleinstquadrate-Methode (KQ) zur Bestimmung des Ausrichtungswinkels eines Umfeldsensors basiert auf dem von Haralick 1989 vorgestellten Point-Matching-Verfahren⁵ [37]. Grundlage ist die Berechnung des Messfehlers \mathbf{e}_i aus Messvektor $\mathbf{v}_{mess0,i}$ und Referenzvektor $\mathbf{v}_{ref0,i}$ gemäß

$$\mathbf{e}_i = \mathbf{v}_{ref0,i} - \mathbf{T} \cdot \mathbf{v}_{mess0,i}. \quad (5.23)$$

Für $i \in [1, N]$ korrespondierende Messwerte stellt die Transformationsmatrix \mathbf{T}

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

den Zusammenhang zwischen Mess- und Referenzvektor über die Winkelabweichung ψ her. Da es nur einen Parameter zu bestimmen gibt, bietet sich eine Vereinfachung des Residuenvektors in Gleichung (5.23) an. Durch eine Betrachtung der Vektoren in Polarkoordinaten vereinfacht sich \mathbf{e}_i zum Skalar

$$e_i = \Psi_{ref,i} - \Psi_{mess,i} - \psi, \quad (5.25)$$

mit

$$\Psi_{ref} = \arctan \left(\frac{\mathbf{v}_{ref0}(2)}{\mathbf{v}_{ref0}(1)} \right) \quad \text{und} \quad (5.26)$$

$$\Psi_{mess} = \arctan \left(\frac{\mathbf{v}_{mess0}(2)}{\mathbf{v}_{mess0}(1)} \right). \quad (5.27)$$

Das KQ-Verfahren minimiert als Gütefunktion die Summe aller Fehlerquadrate

$$\sum_{i=1}^N w_i \cdot e_i^2 = \sum_{i=1}^N w_i (\Psi_{ref0,i} - \Psi_{mess0,i} - \psi)^2 \quad (5.28)$$

mit einer Gewichtung der einzelnen Messungen über ihre Varianz

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{(\sigma_{v_{mess0,i}(1)})^2 + (\sigma_{v_{mess0,i}(2)})^2}}. \quad (5.29)$$

⁵Dt.: Verfahren um zusammengehörige Messpunkte in Übereinstimmung zu bringen.

Das Minimum ergibt sich, indem die erste Ableitung von Gleichung (5.28) zu Null gesetzt wird:

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial \psi} \sum_{i=1}^N w_i (\Psi_{ref0,i} - \Psi_{mess0,i} - \psi)^2 \\ \Leftrightarrow 0 &= \sum_{i=1}^N w_i [\Psi_{ref0,i} - \Psi_{mess0,i} - \psi]. \end{aligned} \quad (5.30)$$

Der gesuchte Parameter ψ lässt sich aus der Umstellung von Gleichung (5.30) bestimmen:

$$\psi = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot (\Psi_{ref0,i} - \Psi_{mess0,i})}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (5.31)$$

Für eine algorithmische Umsetzung eignet sich eine rekursive Formulierung von Gleichung (5.31)

$$\psi(N) = \psi(N-1) \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N-1} w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} + \frac{w_N \cdot (\Psi_{ref0,N} - \Psi_{mess0,N})}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (5.32)$$

Die aktuelle Fehlerwinkelschätzung $\psi(N)$ berechnet sich demzufolge aus der gewichteten Winkelabweichung $\psi(N-1)$ der vorherigen Messung und einem Korrekturwert, der sich aus dem neuen Wertepaar $\Psi_{ref0,N}$ und $\Psi_{mess0,N}$ ergibt.

Kalman-Winkelschätzverfahren zur Umfeldkalibrierung

Alternativ zur gewichteten Kleinstquadrate-Methode kann ein Kalman-Zustandsbeobachter zur Bestimmung einer Winkeldejustage ψ eingesetzt werden. Das Kalman-Filter schätzt den Zustand eines linearen Systems, dessen Prozessbeschreibung zeitdiskret in der Form

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{w}_{stör}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}_{stör}(k) \end{aligned} \quad (5.33)$$

vorliegt. Um Verwechslungen der Geschwindigkeitsvektoren \mathbf{v}_{mess} und \mathbf{v}_{mess} mit den Störungen \mathbf{v} und \mathbf{u} auszuschließen und dennoch konform zu den Bezeichnungen in vorangegangenen Kapitel zu bleiben, wurden die Störungen mit dem Index *stör* gekennzeichnet.

Betrachtet man nachfolgend den Referenzvektor \mathbf{v}_{ref0} als Systemausgangsvektor $\mathbf{y}(k)$ ergibt sich mit Gleichung (5.24) und nach Umstellen der Terme

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{v}_{ref0}(k) \quad (5.34)$$

$$= \mathbf{T}\mathbf{v}_{mess0}(k) \quad (5.35)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{v}_{mess0}(1) \\ \mathbf{v}_{mess0}(2) \end{pmatrix} \quad (5.36)$$

$$= \begin{pmatrix} \mathbf{v}_{mess0}(1) \cos \psi - \mathbf{v}_{mess0}(2) \sin \psi \\ \mathbf{v}_{mess0}(1) \sin \psi + \mathbf{v}_{mess0}(2) \cos \psi \end{pmatrix} \quad (5.37)$$

$$= \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{v}_{mess0}(1) & -\mathbf{v}_{mess0}(2) \\ \mathbf{v}_{mess0}(2) & \mathbf{v}_{mess0}(1) \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}(k)} \underbrace{\begin{pmatrix} \cos \psi \\ \sin \psi \end{pmatrix}}_{\mathbf{x}(k)} \quad (5.38)$$

die Ausgangsmatrix $\mathbf{C}(k)$ und der Zustandsvektor $\mathbf{x}(k)$ ⁶. Gleichung (5.38) entspricht der Prozessgleichung (5.33) indem das Messrauschen $\mathbf{v}_{stör}$ an dieser Stelle vernachlässigt

$$\mathbf{v}_{stör} = \mathbf{0} \quad (5.39)$$

und an anderer Stelle durch die Rauschkovarianzmatrix \mathbf{R}

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \sigma_{V_X}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{V_Y}^2 \end{bmatrix} \quad (5.40)$$

berücksichtigt wird.

Die zu schätzende Größe ψ wird für die Schätzdauer als statisch angenommen. Daher hat der beobachtete Prozess keine Dynamik und die Systemmatrix \mathbf{A} vereinfacht sich zur Einheitsmatrix

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5.41)$$

Darüber hinaus handelt es sich bei der Systemeingangsmatrix \mathbf{B} um eine Nullmatrix, da es keine Eingangsgrößen gibt.

⁶ \mathbf{v}_{mess0} und \mathbf{v}_{ref0} lassen sich wahlweise in Gleichung (5.38) ohne Einfluss auf den Schätzvorgang vertauschen. Hierdurch würde sich lediglich das Vorzeichen von ψ umkehren.

Die Schätzung des Systemzustandes \mathbf{x} lässt sich gemäß Abschnitt 4.5.2 in drei Phasen aufteilen:

1. Der Zustandsvektor $\mathbf{x}(0)$ und die Schätzfehlervarianz \mathbf{P} werden im ersten Schritt mit dem aus der primären Messung resultierenden Zustandsvektor und der dazugehörigen Kovarianz des Messrauschens initialisiert.
2. Die Vorhersage des Zustandsvektors $\mathbf{x}^*(k+1|k)$ vom vorherigen Messzeitpunkt k auf den aktuellen Zeitpunkt $k+1$ vereinfacht sich durch die fehlende Systemdynamik zu

$$\mathbf{x}^*(k+1|k) = \mathbf{A}(k) \hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{B}(k) \mathbf{u}_{stör}(k) \quad (5.42)$$

$$= \hat{\mathbf{x}}(k). \quad (5.43)$$

Mit der Prädiktion ist eine Erhöhung der Unsicherheit des Zustandsvektors verbunden. Die Modellabweichungen sind in der Erhöhung der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers \mathbf{P} berücksichtigt:

$$\mathbf{P}^*(k+1|k) = \mathbf{A}(k) \mathbf{P}(k) \mathbf{A}^T(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (5.44)$$

$$= \mathbf{P}(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (5.45)$$

Die \mathbf{Q} -Matrix beschreibt das Prozessrauschen und modelliert eine Parameterdrift während des Schätzprozesses.

3. Die Korrektur der Zustandsschätzung $\hat{\mathbf{x}}$ berechnet sich aus dem korrespondierenden Mess- und Referenzvektor zum Zeitpunkt $k+1$ durch

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \mathbf{x}^*(k+1|k) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C} \mathbf{x}^*(k+1|k)] \quad (5.46)$$

$$= \mathbf{x}^*(k+1|k) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{v}_{ref0}(k+1) - \mathbf{C} \mathbf{x}^*(k+1|k)]. \quad (5.47)$$

Die Kalman-Verstärkung \mathbf{K} gewichtet die Filterinnovation⁷. Diese Gewichtung soll die Varianz des Schätzfehlers minimieren. Die Kalman-Verstärkung berechnet sich aus

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}^*(k+1|k) \mathbf{C}^T(k+1) [\mathbf{C}(k+1) \mathbf{P}^*(k+1|k) \mathbf{C}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1}. \quad (5.48)$$

Die Kovarianzmatrix des Schätzfehlers \mathbf{P}

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{C}(k+1)] \mathbf{P}^*(k+1|k) \quad (5.49)$$

⁷Innovation bezeichnet den nicht vorhergesagten Teil der Messwerte.

beschreibt die Unsicherheit der aktualisierten Schätzung $\hat{\mathbf{x}}$ mit

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \cos \psi \\ \sin \psi \end{pmatrix}. \quad (5.50)$$

Der gesuchte Dejustagewinkel ψ ergibt sich aus der trigonometrischen Beziehung

$$\psi = \arctan \left(\frac{\mathbf{x}(2)}{\mathbf{x}(1)} \right). \quad (5.51)$$

Die wesentlichen Vorteile des Kalman-Beobachters gegenüber dem gewichteten Kleinstquadrate-Schätzer liegen in der Robustheit und der Tatsache, dass die Schätzunsicherheit durch die Kovarianzmatrix \mathbf{P} vom Verfahren mit bestimmt wird. Dies ermöglicht nachfolgenden Modulen die Aussagekraft der Ergebnisse einzuschätzen.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Umfeldkalibrierung die Schätzung der rotatorischen Dejustage eines Sensors um seine Hochachse ermöglicht. Die Translation des Sensorkoordinatensystems bezogen auf das Fahrzeugkoordinatensystem lässt sich mit diesem Verfahren nicht bestimmen.

Störanfälligkeit der Umfeldkalibrierung

Die in dieser Arbeit entwickelten Verfahren zur Umfeldkalibrierung wurden anhand von Matlab-Simulationen unter dem gezielten Einfluss von zufälligen Störungen und Messrauschen untersucht. Parameter der Simulation waren die Größen:

v_{min}	minimale longitudinale Objektgeschwindigkeit in m/s,
v_{max}	maximale longitudinale Objektgeschwindigkeit in m/s,
ψ_{soll}	Sollwinkel in deg,
N	Anzahl der Wertepaare,
σ_V^2	Varianz des Messrauschens in m^2/s^2 ,
P_A	Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Messausreißern und
s_{max}	maximale Störgröße in m/s.

Die N Referenzvektoren setzen sich aus statistisch gleichverteilten Geschwindigkeitswerten zwischen v_{min} und v_{max} nach

$$\mathbf{v}_{ref,i} = \begin{pmatrix} v_{ref,min}(1) + rnd \cdot (v_{max} - v_{min}) \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{mit } i = 1, \dots, N \quad (5.52)$$

zusammen. rnd bezeichnet dabei eine gleichverteilte Zufallsvariable zwischen 0 und 1. Die zugehörigen N Messwerte ergeben sich aus

$$\mathbf{v}_{mess,i} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \mathbf{v}_{ref,i} + \mathbf{v}_i(\sigma_V, N) + \mathbf{s}_i(P_A). \quad (5.53)$$

Ein mittelwertfreies, gleichverteiltes Messrauschen $\mathbf{v}_{stör}$ wird mit der Matlab-Funktion `idinput` anhand der Varianz σ_V^2 und der Anzahl der Wertepaare N um den Messwert herum bestimmt. Hinzu kommen Ausreißer \mathbf{s} mit der Wahrscheinlichkeit P_A und einer Stärke von s_{max} :

$$\mathbf{s}_i(P_A) = a \begin{pmatrix} -s_{max} & + & 2 \cdot rnd \cdot s_{max} \\ -s_{max} & + & 2 \cdot rnd \cdot s_{max} \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad a = \begin{cases} 0 & : \quad rnd > P_A \\ 1 & : \quad rnd \leq P_A \end{cases}. \quad (5.54)$$

Den nachfolgenden Auswertungen liegen die Einstellungen

v_{min}	: 3 m/s	σ_V^2	: variabel
v_{max}	: 50 m/s	P_A	: variabel
ψ_{soll}	: $0,5^\circ$	s_{max}	: 3 m/s
N	: 2000		

zugrunde. Bild 5.9 belegt exemplarisch, dass die Ergebnisse der Parameterschätzung nach der Methode der kleinsten Quadrate mit denen des Kalman-Beobachters nahezu identisch sind.

Dargestellt ist das Einschwingverhalten auf den Fehlervorgabe von $0,5^\circ$ ohne Ausreißer und mit geringem Messrauschen. Es zeigt sich, dass nach 100 Wertepaaren der absolute Schätzfehler unter $0,05^\circ$ sinkt und sich nach etwa 1000 Wertepaaren die Schätzverfahren eingeschwungen haben. Für die weiteren 1000 Werte weisen sie einen gemittelten absoluten Fehler von

$$\bar{e}_{abs} = \frac{\sum_{i=1000}^{2000} \psi_i}{1000} - \psi_{soll} = 0,0008^\circ \quad \text{mit} \quad \sigma_\psi = 0,0028^\circ \quad (5.55)$$

auf.

Die Auswirkung eines Messrauschens der zehnfachen Varianz zeigt die linke Grafik in Bild 5.10. Die Filter benötigen 500 Wertepaare, um auf die Fehlervorgabe zu konvergieren. Der mittlere Fehler der letzten 1000 Werte beträgt $0,003^\circ$ mit einer Standardabweichung von $0,008^\circ$. Für die Erstellung der rechten Grafik wurde das Messrauschen erneut verzehnfacht. Dies zeigt sich in einem ausgeprägten Schwanken der Schätzgröße zu Beginn des Prozesses.

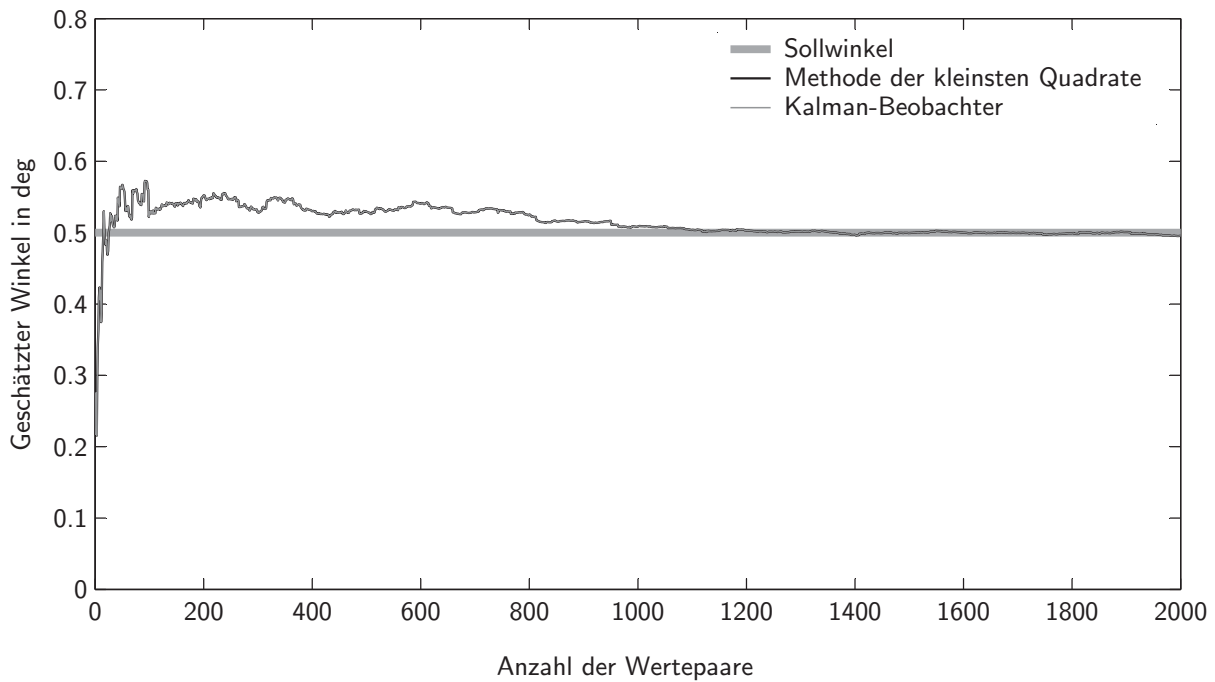


Bild 5.9: Simulation der Umfeldkalibrierung mit $\psi_{soll} = 0,5^\circ$, $\sigma_v^2 = 0,01 \text{ m}^2/\text{s}^2$ und $P_a = 0,0$

Nach 2000 Wertepaaren verbleibt ein absoluter Fehler von weniger als $0,03^\circ$. Der mittlere Absolutfehler der letzten 1000 Werte beträgt $0,037^\circ$ mit einer Standardabweichung von $0,066^\circ$.

Die beiden Grafiken in Bild 5.11 visualisieren die Robustheit der Umfeldkalibrierung in Bezug auf Messausreißer. Dieses können Messfehler sein, oder fälschlicherweise als stehend eingestufte bewegte Objekte. In der linken Grafik wurde 1% der Messdaten mit einem Fehler belegt, der nicht aus der Rotation der Geschwindigkeitsvektoren entstanden ist. Die Schätzungsgüte wird infolge der 20 Ausreisser mit einem Bias der Schätzgröße herabgesetzt. Beide Verfahren sind im gleichen Maße von diesem Offset betroffen. Der mittlere Fehler der letzten 1000 Werte beträgt $0,046^\circ$ mit einer Standardabweichung von $0,008^\circ$.

Die rechte Grafik zeigt das Verhalten für 10% Ausreißer. Durch die Fehlmessungen verlängert sich der Einschwingvorgang und es zeichnet sich ein Bias von $0,1^\circ$ auf dem Schätzergebnis ab. Der mittlere Fehler der letzten 1000 Werte beträgt $0,102^\circ$ mit einer Standardabweichung von $0,027^\circ$.

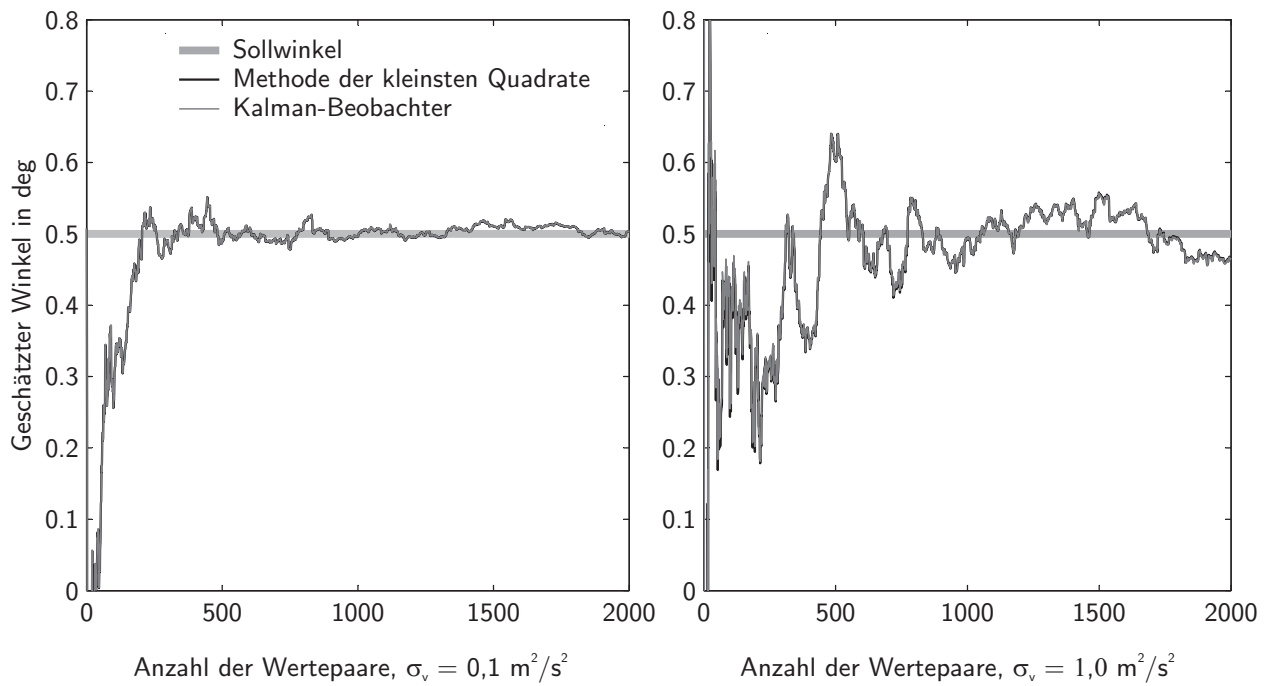


Bild 5.10: Einfluss des Messrauschens auf die Umfeldkalibrierung $\psi_{soll} = 0,5^\circ$ und $P_A = 0,0$

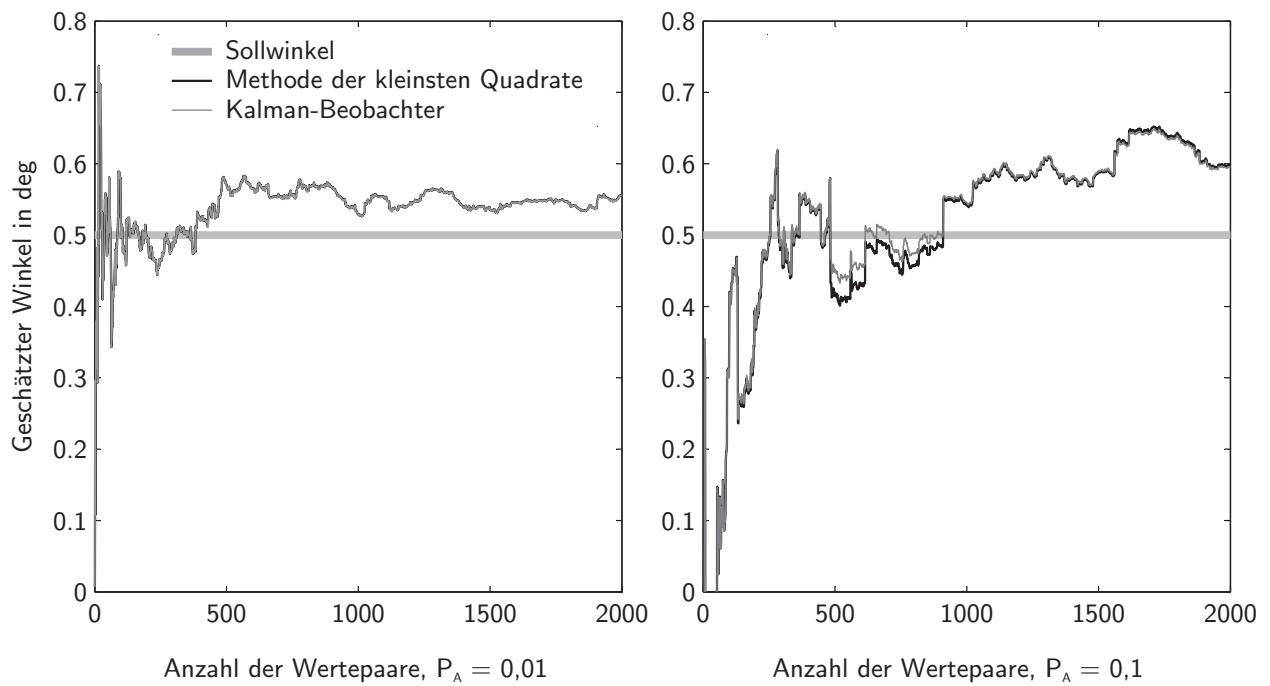


Bild 5.11: Einfluss von Messausreißern auf die Umfeldkalibrierung $\psi_{soll} = 0,5^\circ$ und $\sigma_v^2 = 0,1 \text{ m}^2/\text{s}^2$

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass beide Verfahren zur Umfeldkalibrierung in der Simulation identische Ergebnisse liefern. Selbst bei einem starken Messrauschen liegt der absolute Fehler der Schätzung nach 2000 Werten unter $0,03^\circ$. Es zeigt sich eine Empfindlichkeit gegenüber Ausreißern, die bei der Datenverarbeitung berücksichtigt werden sollte. 1% Messausreißer haben in der Simulation bereits zu einem mittleren Absolutfehler von nahezu $0,05^\circ$ geführt.

Die Umfeldkalibrierung lässt sich prinzipbedingt auf jeden Umfeldsensor anwenden, der Informationen liefert, aus denen sich zweidimensionale Geschwindigkeitsvektoren stehender Objekte in hinreichender Güte ableiten lassen. Dieses gilt gleichermaßen für Mono- und Multi-Sensor-Systeme, da von einer Redundanz in der Systemauslegung kein Gebrauch gemacht wird.

Ein Verfahren, bei dem Informationen überlappender Sensorerfassungsbereiche zur Fehlerkalibrierung genutzt werden, beschreibt der nachfolgende Abschnitt.

5.3.2 Kreuzkalibrierung

Das Konzept „Kreuzkalibrierung“ (KK) nutzt den relativen Vergleich von Sensoren zueinander, um Fehler in einer Koordinatentransformation zu kalibrieren. Ein Sensor wird als Referenz für einen anderen Sensor herangezogen. Hierzu werden Messungen, die eindeutig einander zugeordnet werden können, auf Positionsebene miteinander verglichen.

Bild 5.12 visualisiert diesen Ansatz. Die Dreiecke sollen Messungen von Sensor 1 kennzeichnen und die Kreise diejenigen von Sensor 2. Der linke Graph zeigt den fehlerfreien optimalen Fall, daher liegen die Messwerte der zwei Sensoren übereinander. Unter der Annahme, dass der Parametersatz t_{x1} , t_{y1} und Ψ_1 die Messpunkte von Sensor 1 korrekt ins Fahrzeugkoordinatensystem abbildet, lässt sich aus der Bestätigung dieser Messwerte durch Sensor 2 ableiten, dass auch die Transformationsparameter t_{x2} , t_{y2} und Ψ_2 von Sensor 2 korrekt sind.

Im Umkehrschluss lassen Abweichungen der Messungen auf fehlerhafte Transformationsparameter schließen. Die verbleibenden drei Graphen in Bild 5.12 zeigen von links nach rechts den Einfluss eines unbekannten translatorischen Fehlers in Längsrichtung d_x und in Querrichtung d_y sowie die Auswirkung eines rotatorischen Fehlers ψ . Diese Fehlereinflüsse zeichnen sich im Kreuzvergleich Sensor zu Sensor ab und können der Kalibrierung dienen.

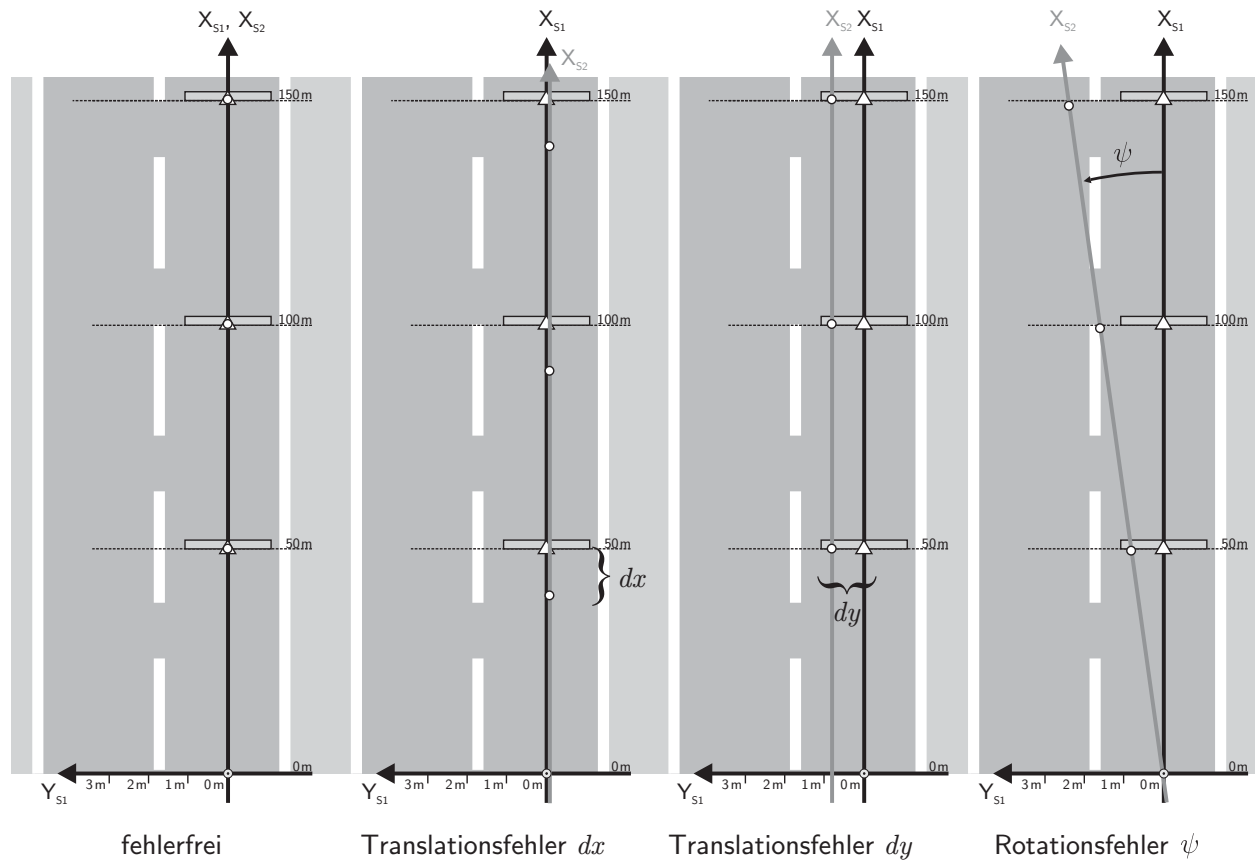


Bild 5.12: Kreuzkalibrierung von Sensor 1 zu Sensor 2

Der Ansatz zur Kreuzkalibrierung setzt voraus, dass

- ein Sensor als optimal definiert wird und die Dejustage eines zweiten Sensors in Bezug auf diesen Sensor bestimmt wird,
- Messungen in die Kreuzkalibrierung eingehen, die einander eindeutig zugeordnet sind,
- die Messpunkte der zu vergleichenden Sensoren dasselbe punktförmige Umfeldobjekt beschreiben.

Mess- und Referenzgröße

Angenommen

$$\mathbf{x}_{ref} = \begin{pmatrix} Pos_{x,ref} \\ Pos_{y,ref} \end{pmatrix}_F = \begin{pmatrix} x_{ref}(1) \\ x_{ref}(2) \end{pmatrix}_F \quad (5.56)$$

beschreibt eine Messung des als Referenz gewählten Sensors und

$$\mathbf{x}_{mess} = \begin{pmatrix} Pos_{x,mess} \\ Pos_{y,mess} \end{pmatrix}_F = \begin{pmatrix} x_{mess}(1) \\ x_{mess}(2) \end{pmatrix}_F \quad (5.57)$$

die Messung des zu kalibrierenden Sensors. Sind beide Messungen über die sensorspezifischen Einbauparameter ins fahrzeugfeste Koordinatensystem transformiert (vgl. Abschnitt 4.3.2), so bildet

$$\mathbf{x}_{ref} = \mathbf{T}\mathbf{x}_{mess} + \mathbf{t} \quad (5.58)$$

gemäß Bild 5.12 die Messung auf die Referenz ab. \mathbf{T} entspricht der Rotationsmatrix aus Gleichung (5.24) und ist eine Funktion des Korrekturwinkels ψ . Eine in der Koordinatentransformation nicht berücksichtigte Translation \mathbf{t} beschreibt

$$\mathbf{t} = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix}. \quad (5.59)$$

Die Einbauposition eines Sensors ergibt sich aus der Überlagerung des nominalen Wertes $t_{nominal}$ mit dem Ergebnis der Kalibrierung zu

$$\mathbf{t}_{Sensor,F} = t_{nominal} + t. \quad (5.60)$$

Methode der kleinsten Quadrate zur Kreuzkalibrierung

Zur Bestimmung der Korrekturwerte ψ , dx und dy wird in Anlehnung an Haralick [37] ein gewichtetes Kleinstquadrat-Schätzverfahren eingesetzt. Dieses führt die N Messpunkte des fehlerhaften Sensors $\mathbf{x}_{mess,1}, \dots, \mathbf{x}_{mess,N}$ in die korrespondierenden Punkte des Referenzsensors $\mathbf{x}_{ref,1}, \dots, \mathbf{x}_{ref,N}$ über, indem die gewichtete Summe der Fehlerquadrate

$$\epsilon^2 = \sum_{i=1}^N w_i e_i^2 = \sum_{i=1}^N w_i |\mathbf{x}_{ref,i} - (\mathbf{T}\mathbf{x}_{mess,i} + \mathbf{t})|^2 \quad (5.61)$$

in Bezug auf \mathbf{T} und \mathbf{t} minimiert wird. Die Gewichte w_i mit $i = 1, \dots, N$ erfüllen die Bedingung

$$w_i \geq 0. \quad (5.62)$$

Sie lassen sich aus den Varianzen der Messwerte nach

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{\sigma_{x_{ref},i(1)}^2 + \sigma_{x_{ref},i(2)}^2} + \sqrt{\sigma_{x_{mess},i(1)}^2 + \sigma_{x_{mess},i(2)}^2}} \quad (5.63)$$

bestimmen. Eine Expansion der Gleichung (5.61) ergibt:

$$\begin{aligned} \epsilon^2 = \sum_{i=1}^N w_i \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t})^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}) - (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t})^T \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i} \right. \\ \left. - \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{T}^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}) + \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{T}^T \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i} \right]. \end{aligned} \quad (5.64)$$

Da es sich bei \mathbf{T} um eine Rotationsmatrix handelt, ist diese orthogonal, so dass gilt

$$\mathbf{T}^{-1} = \mathbf{T}^T. \quad (5.65)$$

Die skalare Größe

$$(\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t})^T \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i} = \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{T}^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}) \quad (5.66)$$

entspricht ihrer Transponierten, so dass sich aus Gleichung (5.64)

$$\epsilon^2 = \sum_{i=1}^N w_i \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t})^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}) - 2 (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t})^T \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i} + \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{x}_{mess,i} \right] \quad (5.67)$$

ergibt. Setzt man die partielle Ableitung von ϵ^2 nach \mathbf{t} zu Null, erhält man

$$0 = \frac{\partial \epsilon^2}{\partial \mathbf{t}} = \sum_{i=1}^N w_i [-2 (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}) + 2 \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i}]. \quad (5.68)$$

Die Substitution durch

$$\bar{\mathbf{x}}_{ref} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}}{\sum_{i=1}^N w_i} = \begin{pmatrix} \bar{x}_{ref}(1) \\ \bar{x}_{ref}(2) \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \bar{\mathbf{x}}_{mess} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}}{\sum_{i=1}^N w_i} = \begin{pmatrix} \bar{x}_{ref}(1) \\ \bar{x}_{ref}(2) \end{pmatrix} \quad (5.69)$$

liefert demzufolge

$$\mathbf{t} = \bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T} \bar{\mathbf{x}}_{mess}. \quad (5.70)$$

Das Einsetzen von Gleichung (5.70) vereinfacht die Residuengleichung (5.67) zu:

$$\begin{aligned}
 \epsilon^2 &= \sum_{i=1}^N w_i \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}\bar{\mathbf{x}}_{mess}))^T (\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}\bar{\mathbf{x}}_{mess})) \right. \\
 &\quad \left. - 2(\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}\bar{\mathbf{x}}_{mess}))^T \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i} + \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{x}_{mess,i} \right] \\
 &= \sum_{i=1}^N w_i \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - \bar{\mathbf{x}}_{ref})^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \bar{\mathbf{x}}_{ref}) - 2(\mathbf{x}_{ref,i} - \bar{\mathbf{x}}_{ref})^T \mathbf{T} (\mathbf{x}_{mess,i} - \bar{\mathbf{x}}_{mess}) \right. \\
 &\quad \left. + (\mathbf{x}_{mess,i} - \bar{\mathbf{x}}_{mess})^T (\mathbf{x}_{mess,i} - \bar{\mathbf{x}}_{mess}) \right]. \tag{5.71}
 \end{aligned}$$

Im folgenden Schritt wird die partielle Ableitung von ϵ^2 nach ψ gebildet.

Das Einsetzen von

$$\begin{aligned}
 &(\mathbf{x}_{ref,i} - \bar{\mathbf{x}}_{ref})^T \mathbf{T} (\mathbf{x}_{mess,i} - \bar{\mathbf{x}}_{mess}) = \\
 &(\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) \cos(\psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1)) \\
 &+ (\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (-\sin(\psi)) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1)) \\
 &+ (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) \sin(\psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2)) \\
 &+ (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) \cos(\psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))
 \end{aligned} \tag{5.72}$$

in Gleichung (5.71) ermöglicht die Berechnung der partiellen Ableitung

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \epsilon^2}{\partial \psi} &= -2 \sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (-\sin \psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1)) \\
 &\quad + (\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (-\cos \psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2)) \\
 &\quad + (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) \cos \psi (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1)) \\
 &\quad + (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) (-\sin \psi) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))] . \tag{5.73}
 \end{aligned}$$

Setzt man die erste Ableitung zu Null erhält man

$$0 = A \sin \psi + B \cos \psi \tag{5.74}$$

mit

$$A = \sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1)) + (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))] \quad (5.75)$$

und

$$B = \sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2)) - (\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1))] . \quad (5.76)$$

Lösungen von Gleichung (5.74) sind entweder

$$\cos \psi = \frac{-A}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad \sin \psi = \frac{B}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (5.77)$$

oder

$$\cos \psi = \frac{A}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad \sin \psi = \frac{-B}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (5.78)$$

lösen.

Der korrekte Wert für ψ lässt sich im Allgemeinen eindeutig bestimmen, indem geprüft wird, welche Lösungen von Gleichung (5.74) den Wert ϵ^2 in Gleichung (5.61) minimiert. Hierzu muss die Summe der gewichteten Fehlerquadrate unter Berücksichtigung aller Mess-Referenz-Wertepaare bestimmt werden. Dies verhindert eine rekursive Ausführung des Algorithmus, da alle Werte für die finale Rechnung im Speicher gehalten werden müssen.

Eine Linearisierung der Messwerte auf die Referenzwerte im Arbeitspunkt bietet die Lösung dieser Problematik. Im Arbeitspunkt sollen die Korrekturwerte ψ , dx und dy aus Gleichung (5.58) Null sein, d.h. die nominalen Einbauparameter eines Umfeldsensors entsprechen der realen Sensorposition und Ausrichtung in Bezug auf das Fahrzeugkoordinatensystem.

Für die Koordinatentransformation gilt somit

$$\begin{aligned}
\mathbf{x}_{ref} &= \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \mathbf{x}_{mess} + \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \\
&= \mathbf{f}(\psi, dx, dy) \\
&= \mathbf{f}(\psi_0, dx_0, dy_0) + \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \psi} \right|_{\psi=\psi_0} \Delta\psi + \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial dx} \right|_{dx=dx_0} \Delta dx + \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial dy} \right|_{dy=dy_0} \Delta dy \\
&= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{mess} + \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_{mess} \Delta\psi + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \Delta dx + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \Delta dy \\
&= \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -\Delta\psi \\ \Delta\psi & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}_{linear}} \mathbf{x}_{mess} + \underbrace{\begin{pmatrix} \Delta dx \\ \Delta dy \end{pmatrix}}_{\mathbf{t}_{linear}}. \tag{5.79}
\end{aligned}$$

Die Parameter $\Delta\psi$, Δdx und Δdy beschreiben die gesuchten Korrekturwerte der Einbauparameter der Sensoren. Sie minimieren die gewichtete Summe der kleinsten Fehlerquadrate ϵ^2

$$\epsilon^2 = \sum_{i=1}^N w_i e_i^2 = \sum_{i=1}^N w_i \|\mathbf{x}_{ref,i} - (\mathbf{T}_{linear} \mathbf{x}_{mess,i} + \mathbf{t}_{linear})\|^2, \tag{5.80}$$

wobei die Gewichte w_i nach Gleichung (5.63) bestimmt werden können. Diese Gleichung lässt sich zu

$$\begin{aligned}
\epsilon^2 &= \sum_{i=1}^N w_i \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}_{linear})^T (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}_{linear}) - 2 (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}_{linear})^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{x}_{mess,i} \right. \\
&\quad \left. + \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{T}_{linear}^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{x}_{mess,i} \right] \tag{5.81}
\end{aligned}$$

erweitern. Das Minimum des quadratischen Fehlers ϵ^2 errechnet sich indem die partielle Ableiten nach \mathbf{t}_{linear} zu Null gesetzt wird:

$$0 = \sum_{i=1}^N w_i [-2 (\mathbf{x}_{ref,i} - \mathbf{t}_{linear}) + 2 \mathbf{T} \mathbf{x}_{mess,i}]. \tag{5.82}$$

Eine Umformung nach \mathbf{t}_{linear} führt zu

$$\mathbf{t}_{linear} = \bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}_{linear} \bar{\mathbf{x}}_{mess}, \tag{5.83}$$

mit

$$\bar{\mathbf{x}}_{ref} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad \text{und} \quad \bar{\mathbf{x}}_{mess} = \frac{\sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}}{\sum_{i=1}^N w_i}. \quad (5.84)$$

Gleichung (5.83) in (5.81) eingesetzt ergibt

$$\begin{aligned} \epsilon^2 &= \sum_{i=1}^N \left[(\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}_{linear} \bar{\mathbf{x}}_{mess}))^T (\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}_{linear} \bar{\mathbf{x}}_{mess})) \right. \\ &\quad - 2 (\mathbf{x}_{ref,i} - (\bar{\mathbf{x}}_{ref} - \mathbf{T}_{linear} \bar{\mathbf{x}}_{mess}))^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{x}_{mess,i} \\ &\quad \left. - \mathbf{x}_{mess,i}^T \mathbf{T}_{linear}^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{x}_{mess,i} \right]. \end{aligned} \quad (5.85)$$

Nach der Auflösung der Klammern lässt sich Gleichung (5.85) anhand der Substitutionen

$$\mathbf{u}_i = \mathbf{x}_{ref,i} - \bar{\mathbf{x}}_{ref} \quad \text{und} \quad \mathbf{v}_i = \mathbf{x}_{mess,i} - \bar{\mathbf{x}}_{mess}, \quad (5.86)$$

zu

$$\epsilon^2 = \sum_{i=1}^N w_i \left[\mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_i - 2 \mathbf{u}_i^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{v}_i + \mathbf{v}_i^T \mathbf{T}_{linear}^T \mathbf{T}_{linear} \mathbf{v}_i \right]. \quad (5.87)$$

vereinfachen. Die partielle Ableitung von Gleichung (5.87) nach $\Delta\psi$ wird zu Null gesetzt

$$\begin{aligned} 0 &= \sum_{i=1}^N w_i \left[-2 \mathbf{u}_i^T \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{v}_i + \mathbf{v}_i^T \begin{bmatrix} 2\Delta\psi & 0 \\ 0 & 2\Delta\psi \end{bmatrix} \mathbf{v}_i \right] \\ &= \sum_{i=1}^N w_i \left[2 \mathbf{u}_i(1) \mathbf{v}_i(2) - 2 \mathbf{u}_i(2) \mathbf{v}_i(1) + 2 \Delta\psi (\mathbf{v}_i(1)^2 + \mathbf{v}_i(2)^2) \right] \end{aligned} \quad (5.88)$$

und führt zum eindeutigen Zusammenhang

$$\Delta\psi = \frac{\sum_{i=1}^N w_i [\mathbf{u}_i(2) \mathbf{v}_i(1) - \mathbf{u}_i(1) \mathbf{v}_i(2)]}{\sum_{i=1}^N w_i [\mathbf{v}_i(1)^2 + \mathbf{v}_i(2)^2]}. \quad (5.89)$$

Die Substitution von \mathbf{u}_i und \mathbf{v}_i ergibt

$$\Delta\psi = \frac{\sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{ref,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(2)) (\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1))]}{\sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1))^2 + (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))^2]} - \frac{\sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{ref,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{ref}(1)) (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))]}{\sum_{i=1}^N w_i [(\mathbf{x}_{mess,i}(1) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1))^2 + (\mathbf{x}_{mess,i}(2) - \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2))^2]}. \quad (5.90)$$

$\Delta\psi$ lässt sich durch Ausmultiplizieren in den Bruch

$$\Delta\psi = \frac{A1 - B1 - C1 + D1 - E1 + F1 + G1 - H1}{A2 - B2 + C2 + D2 - E2 + F2}, \quad (5.91)$$

mit

$$\begin{aligned} A1 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}(2) \mathbf{x}_{mess,i}(1), & B1 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}(2) \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1), \\ C1 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{ref,i}(2) \mathbf{x}_{mess,i}(1), & D1 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{ref,i}(2) \bar{\mathbf{x}}_{mess,i}(1), \\ E1 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}(1) \mathbf{x}_{mess,i}(2), & F1 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{ref,i}(1) \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2), \\ G1 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{ref,i}(1) \mathbf{x}_{mess,i}(2), & H1 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{ref,i}(1) \bar{\mathbf{x}}_{mess,i}(2) \end{aligned} \quad (5.92)$$

und

$$\begin{aligned} A2 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}(1)^2, & B2 &= 2 \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}(1) \bar{\mathbf{x}}_{mess}(1), \\ C2 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{mess,1}^2, & D2 &= \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}(2)^2, \\ E2 &= 2 \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{x}_{mess,i}(2) \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2), & F2 &= \sum_{i=1}^N w_i \bar{\mathbf{x}}_{mess}(2)^2 \end{aligned} \quad (5.93)$$

zerlegen.

Alle Summanden $A1 - H1$ und $A2 - F2$ sowie die gewichteten Mittelwerte $\bar{\mathbf{x}}_{ref}$ und $\bar{\mathbf{x}}_{mess}$ lassen sich rekursiv formulieren. Somit liegt das gewünschte Ergebnis vor, dass sich die Rotationsmatrix \mathbf{T} und der Translationsvektor \mathbf{t} durch die dargestellte gewichtete Kleinstquadrateschätzung mit Linearisierung im Arbeitspunkt anhand von Gleichung (5.91) und (5.83) rekursiv berechnen lassen.

Vereinfachung durch Ausschluss der Translation

Wird der Translationsvektor \mathbf{t} als gegeben und fehlerfrei angenommen, lassen sich zur Kreuzkalibrierung die beiden im Rahmen der Umfeldkalibrierung hergeleiteten Schätzverfahren

- Methode der kleinsten Quadrate und
- modifiziertes Kalman-Schätzverfahren

zur Schätzung des Korrekturwinkels anwenden. Der Mess- bzw. Referenzvektor aus Abschnitt 5.3.1 wird dabei lediglich durch den auf die Länge 1 normierten Ortsvektor zum Mess- bzw. Referenzpunkt ersetzt:

$$\mathbf{x}_{mess0} = \frac{\mathbf{x}_{mess}}{|\mathbf{x}_{mess}|} = \begin{pmatrix} x_{mess0}(1) \\ x_{mess0}(2) \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \mathbf{x}_{ref0} = \frac{\mathbf{x}_O}{|\mathbf{x}_O|} = \begin{pmatrix} x_{ref0}(1) \\ x_{ref0}(2) \end{pmatrix}. \quad (5.94)$$

Der Vorteil dieses Verfahrens liegt darin, dass sich der Informationsgehalt, der in den N Mess- und Referenzpunkt-Paaren enthalten ist, nicht auf drei Schätzparameter aufteilt, sondern vollständig zur Schätzung des Verdrehwinkels herangezogen werden kann. Insbesondere das Kalman-Verfahren bietet so eine algorithmisch einfache Möglichkeit zur Bestimmung der Verdrehung eines Sensors über den Ansatz der Kreuzkalibrierung.

Der Nachteil besteht darin, dass sich eine vernachlässigte Translation eines Sensorkoordinatensystems stark negativ auf die Qualität der Schätzung für den Verdrehwinkel ψ auswirken kann, da die Optimierungsalgorithmen versuchen würden, einen nicht vorhandenen Rotationswinkel zur Kompensation der Translation zu ermitteln.

Störanfälligkeit der Kreuzkalibrierung

Die Schwächen des Kreuzkalibrierungsverfahrens zur Bestimmung von translatorischen und rotatorischen Sensorfehlern wurden anhand von Simulationen untersucht. Hierzu wurde die Reaktion des rekursiven linearisierten Parameterschätzers nach der Methode der gewichteten kleinsten Quadraten auf den gezielten Einfluss von zufälligen Störungen und Messrauschen betrachtet. Die parametrischen Freiheitsgrade der Simulation sind mit denen der simulierten Umfeldkalibrierung in Abschnitt 5.3.1 vergleichbar:

x_{min}	minimale longitudinale Objektposition in m,
x_{max}	maximale longitudinale Objektposition in m,
y_{min}	minimale laterale Objektposition in m,
y_{max}	maximale laterale Objektposition in m,
ψ_{soll}	Sollwinkel in deg,
dx_{soll}	Sollvorgabe für die Translation in Längsrichtung in m,
dy_{soll}	Sollvorgabe für die Translation in Querrichtung in m,
N	Anzahl der Wertepaare,
σ_V^2	Varianz des Messrauschens in m^2/s^2 ,
P_A	Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Messausreißern und
s_{max}	maximale Störgröße in m/s.

Die N Referenzvektoren setzen sich aus statistisch gleichverteilten Positionswerten in den angegebenen Grenzen der x - und y -Komponente nach

$$\mathbf{x}_{ref,i} = \begin{pmatrix} x_{min} + rnd \cdot (x_{max} - x_{min}) \\ y_{min} + rnd \cdot (y_{max} - y_{min}) \end{pmatrix} \quad \text{mit } i = 1, \dots, N \quad (5.95)$$

zusammen. rnd ist eine gleichverteilte Zufallsvariable zwischen 0 und 1. Die zugehörigen N Messwerte ergeben sich aus

$$\mathbf{x}_{mess,i} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \mathbf{v}_{ref,i} + \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \mathbf{v}_i(\sigma_V, N) + \mathbf{s}_i(P_A). \quad (5.96)$$

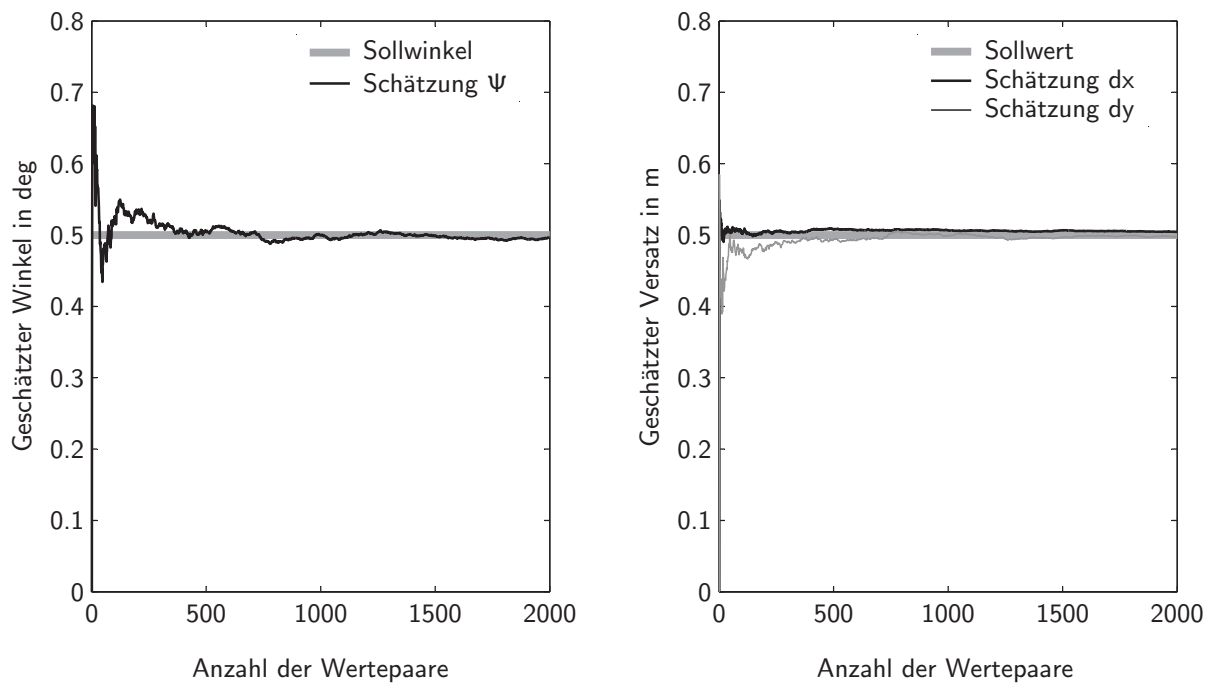
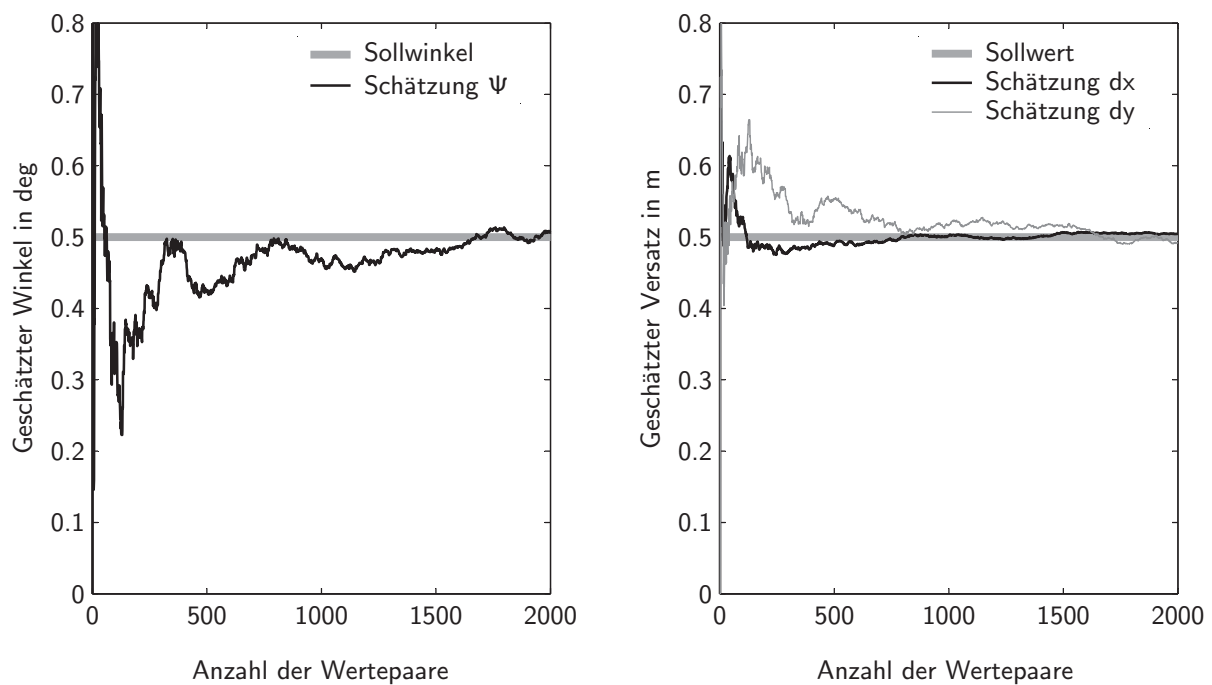
Das mittelwertfreie, gleichverteilte Messrauschen \mathbf{v} und die Messausreißer \mathbf{s} mit der Wahrscheinlichkeit P_A und einer Stärke von s_{max} werden gemäß der Beschreibung in Kapitel 5.3.1 erzeugt. Den nachfolgenden Auswertungen liegen die Einstellungen

$x_{min} = 10 \text{ m}$	$y_{min} = -0,5 \text{ m}$	$\sigma_V^2 = \text{variabel}$	$s_{max} = 3 \text{ m}$
$x_{max} = 50 \text{ m}$	$y_{max} = 0,5 \text{ m}$	$P = \text{variabel}$	$N = 2000$
$\psi_{soll} = 0,5^\circ$	$dx_{soll} = 0,5 \text{ m}$	$dy_{soll} = 0,5 \text{ m}$	

zugrunde. Der Wertebereich wurde mit Blick auf die überlappenden Erfassungsbereiche der in Kapitel 3 vorgestellten Umfeldsensoren gewählt.

Bild 5.13 verdeutlicht, dass eine gleichzeitige Schätzung von rotatorischen und translatorischen Fehlern mit dem in Abschnitt 5.3.2 beschriebenen Verfahren in der Simulation möglich ist. Nach ca. 500 Werten konvergiert das Verfahren bei minimalem Messrauschen für alle drei Freiheitsgrade auf die entsprechenden Fehlervorgaben. Der absolute Fehler nach 2000 Wertepaaren liegt für ψ unter einem Hundertstel Grad und für dx und dy unter einem Zentimeter. Das zehnfach höhere Messrauschen in Bild 5.14 verdreifacht die Dauer der Einschwingphase auf ca. 1500 Werte. Es müssen deutlich mehr Wertepaare für eine konsistente Schätzung herangezogen werden. Die absoluten Schätzfehler nach 2000 Wertepaaren erhöhen sich, wobei dy eine signifikante Erhöhung von einem Zentimeter aufweist.

Die Auswirkung eines hundertfach größeren Messrauschens zeigt Bild 5.15. Deutlich wird, dass ψ und dy nicht auf die Fehlervorgaben konvergieren sondern einen Bias aufweisen. Der Bias der Gierwinkelschätzung liegt bei 1° und der von dy bei 5 cm.

Bild 5.13: Simulation der KK mit $\sigma_V^2 = 0,01 \text{ m}^2$ und $P_A = 0 \%$ Bild 5.14: Einfluss des Messrauschens $\sigma_V^2 = 0,1 \text{ m}^2$ und $P_A = 0 \%$ auf die KK

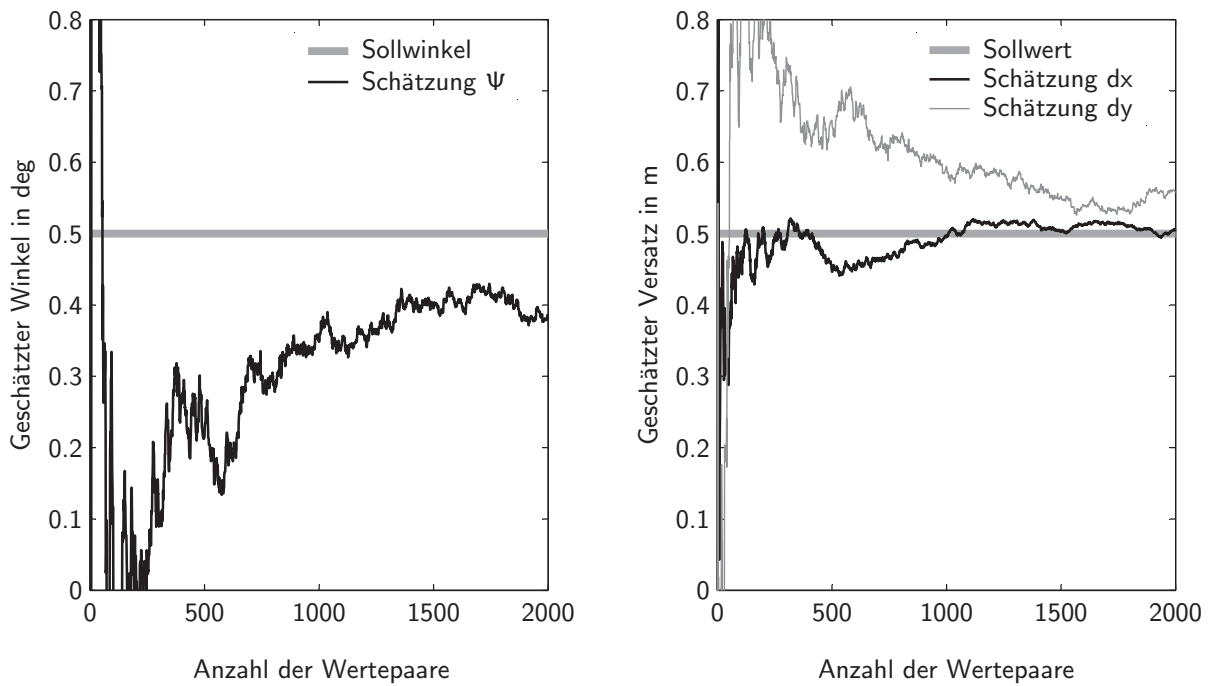


Bild 5.15: Einfluss des Messrauschens $\sigma_V^2 = 1 \text{ m}^2$ und $P_A = 0\%$ auf die KK

Die Auswirkungen von Messausreißern auf die Schätzungsgüte der Kreuzkalibrierung verdeutlichen die Simulationen in Bild 5.16. Im Vergleich zu Bild 5.13 zeigt sich schon bei einer geringen Anzahl an Ausreißern, hier 1%, ein verändertes Einschwingverhalten für alle drei Schätzgrößen. Ein Bias von $0,08^\circ$ für den Gierwinkel und ca. 5 mm für die Translationen zeichnet sich ab.

Die Abhängigkeit der Schätzungsgüte von Messausreißern verdeutlicht Bild 5.17 bei dem 10% der Messwertpaarungen gestört wurden. Die Auswirkung auf ψ und dy ist abermals ausgeprägt. Nach 2000 Werten stellt sich für den Gierwinkel ein absoluter Fehler von $0,06^\circ$ und für dy eine Abweichung von ca. -3 cm ein. Tabelle 5.1 quantisiert die Ergebnisse im Überblick. Die absoluten Fehlerwerte wurden über 1000 Wertepaare bestimmt. Die Berechnungsvorschrift wurde in Abschnitt 5.3.1 beschrieben.

Tabelle 5.1: Ergebnisübersicht der Simulation zur Kreuzkalibrierung

σ_V^2 in m^2	P_A	$ \bar{e}_\psi $ in deg	σ_ψ in deg	$ \bar{e}_{dx} $ in m	σ_{dx} in m	$ \bar{e}_{dy} $ in m	σ_{dy} in m
0,01	0,00	0,003	0,003	0,003	0,001	0,001	0,002
0,01	0,01	0,006	0,003	0,005	0,001	0,006	0,002
0,01	0,10	0,036	0,019	0,009	0,004	0,033	0,011
0,10	0,00	0,016	0,016	0,003	0,003	0,009	0,011
1,00	0,00	0,111	0,024	0,011	0,006	0,059	0,021

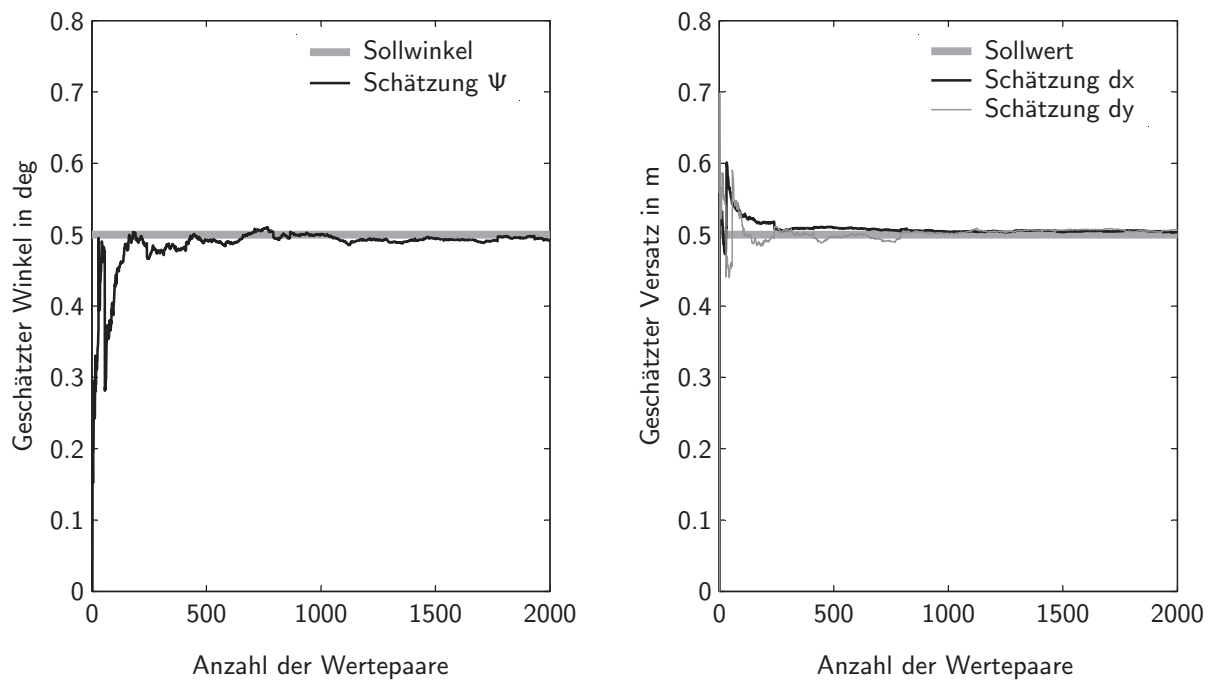


Bild 5.16: Einfluss von Messausreißern $\sigma_V^2 = 0,01 \text{ m}^2$ und $P_A = 1 \%$ auf die KK

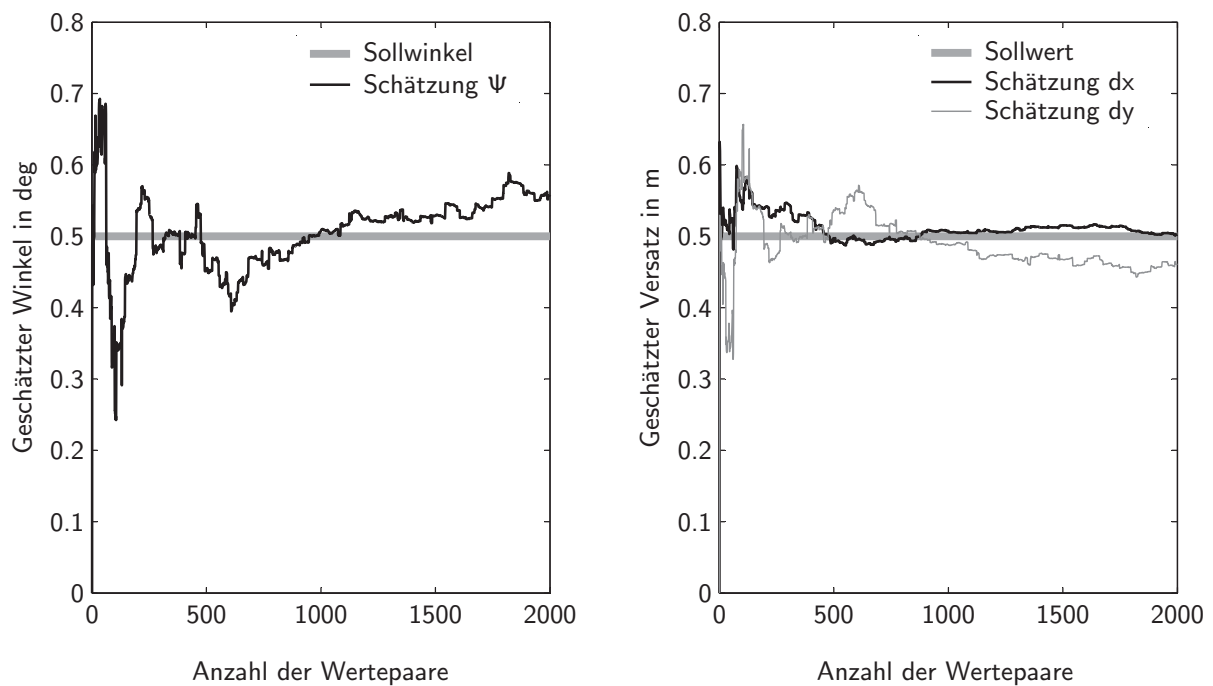


Bild 5.17: Einfluss von Messausreißern $\sigma_V^2 = 0,01 \text{ m}^2$ und $P_A = 10 \%$ auf die KK

Beschränkung der Kreuzkalibrierung auf die Schätzung der Rotation

Der vorangegangene Abschnitt hat belegt, dass eine gleichzeitige Bestimmung von Rotation und Translation für ein geringes Messrauschen und wenig Messausreißer möglich ist. Die Ursache für die Entstehung der Schätzfehler bei gestörten Messungen liegt im Ansatz des Kleinstquadrateschätzers. Hierbei wird der quadratische Fehler gleichzeitig hinsichtlich aller drei Schätzgrößen ψ , dx und dy gleichermaßen optimiert. Bild 5.18 visualisiert exemplarisch eine Verdrehung der Messwerte um den Winkel ψ . Die graue Gerade beschreibt das Ergebnis der Schätzung. Links im Bild wurde die Abbildung durch eine Rotation erzeugt und rechts ausschließlich durch eine Translation für den Fall, dass nur Messwerte im ersten und vierten Quadranten des Fahrzeugkoordinatensystems vorliegen. Es wird deutlich, dass durch einen eingeschränkten Beobachtungsbereich bei verrauschten Messwerten die Lösung des Kleinstquadrateschätzers nicht die wahren Verhältnisse widerspiegeln muss. Eine klare Aufteilung des Fehlers in einen rotatorischen und einen translatorischen Anteil ist nur schwer möglich, wenn die in Bild 5.18 gestrichelt dargestellten Messwerte in den Quadranten II und III fehlen. So wird der Ausgleich im Sinne der kleinsten Fehler anstelle über den Gierwinkel durch eine Translation geschaffen. Umgekehrt kann auch eine Translation durch eine vermeintliche Rotation ausgeglichen werden, wie in Bild 5.18 dargestellt.

Dieses Fehlverhalten verbessert sich, wenn Mess- und Referenzpunkte räumlich flächendeckend über alle vier Quadranten verteilt sind. Liegt idealerweise eine gleichmäßige Verteilung von Referenz- und Messwerten in einem unendlich großen Beobachtungsraum vor, lassen sich mit dem Kreuzkalibrierungsverfahren gemäß Bild 5.13 Rotation und Translation fehlerarm bestimmen.

Betrachtet man die vorliegenden Umfeldsensoren, so deckt der redundante Sensorerfassungsbereich nur einen kleinen Teil von Quadrant eins und vier ab (vgl. Bild 3.4). Die Mess- und Referenzpunkte in diesem Bereich beschränken sich auf das voraus fahrende Fahrzeug. Dies entspricht dem Bereich, der in der Simulation berücksichtigt wurde:

$$x \in [10 \text{ m}, 50 \text{ m}] \quad \text{und} \quad y \in [-0,5 \text{ m}, 0,5 \text{ m}]. \quad (5.97)$$

Bild 5.18 erklärt ebenfalls, wieso ψ und dy in der Simulation mit einem stärkeren Bias belastet sind als dx . Die simulierten Messwerte liegen entlang der Fahrzeuglängsachse, d. h. ein Gierwinkel lässt sich über eine entsprechend große Querablage darstellen. Würden die Messwerte um die Querachse herum liegen, zeigten sich die Fehler vorrangig in der Längsablage.

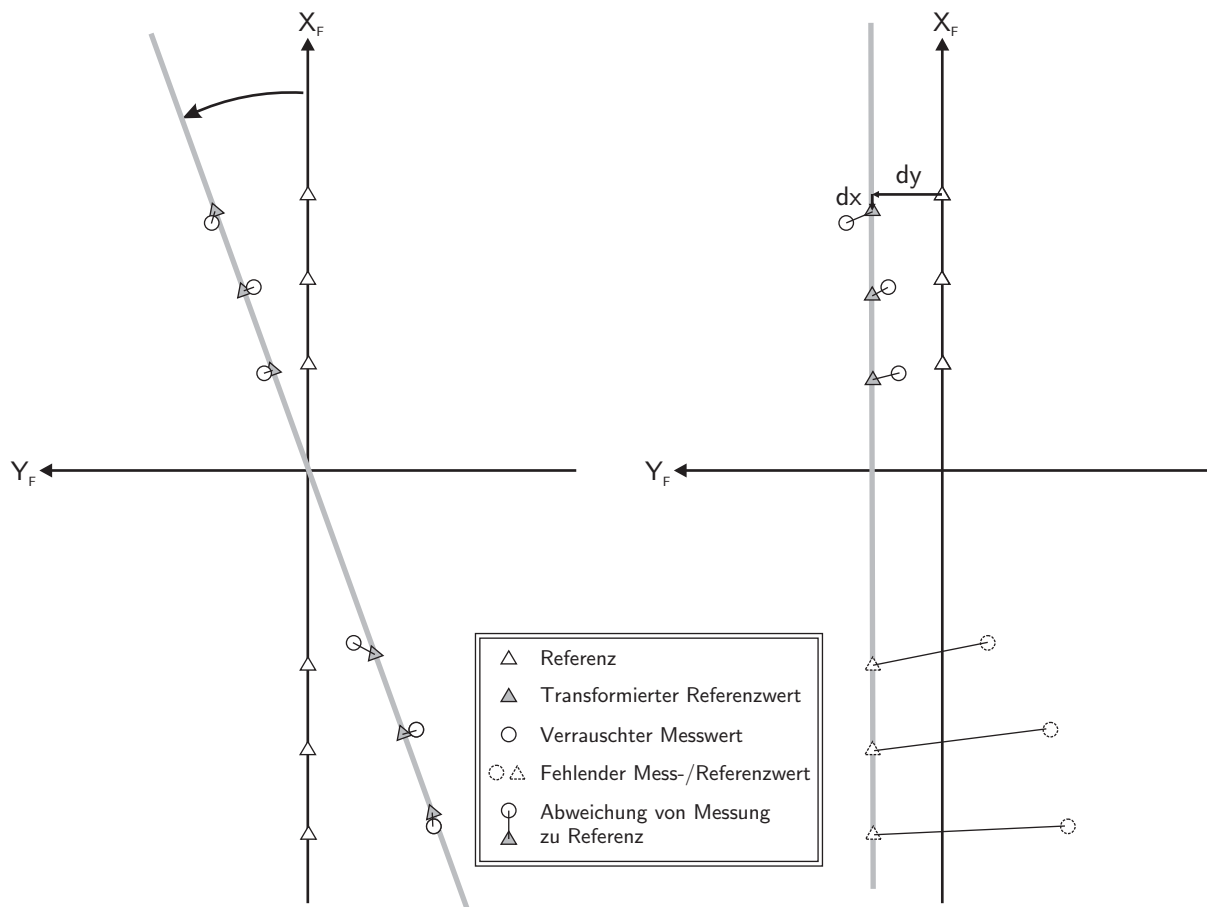


Bild 5.18: Darstellung der Messwerte durch Translation oder Rotation

Die Abhängigkeit von der Werteverteilung ist ein prinzipieller Nachteil des Kreuzkalibrierungsverfahrens. Praktisch betrachtet lässt sich die Einbauposition eines Sensors verglichen mit der Ausrichtung verhältnismäßig einfach bestimmen. Für das vorliegende Versuchsfahrzeug wurde daher auf das Verfahren zur Bestimmung der Translation verzichtet und die Werte händisch vermessen. Bild 5.19 zeigt die Auswirkung der Vernachlässigung eines Translationsfehlers auf die Gierwinkelschätzung. Während der Variation von dx wurde dy zu Null gesetzt und anders herum. Es wurde ein geringes Messrauschen ($\sigma_V^2 = 0,01 \text{ m}^2$) simuliert und Ausreißer vernachlässigt ($P_A = 0$). Die Grafik belegt, dass die Bestimmung der Sensorposition bezogen auf die Fahrzeuglängsachse mit einer Unsicherheit von wenigen Dezimetern und bezogen auf die Querachse genauer als 1 Zentimeter erfolgen sollte. Wird dies nicht berücksichtigt, entsteht ein systematischer Gierwinkelbias von über 4 Milligrad.

Um dies zu vermeiden sollten die Sensoren bezogen auf ein gemeinsames Koordinatensystem exakt vermessen sein. Ist dies gewährleistet, besteht kein Grund translatorische Freiheitsgrade mit zu schätzen. Anstelle der linearisierten Kleinstquadrateschätzung für Rotation und

Translation kann somit eines der in Abschnitt 5.3.1 vorgestellten Verfahren zur ausschließlichen Schätzung der Rotation verwendet werden.

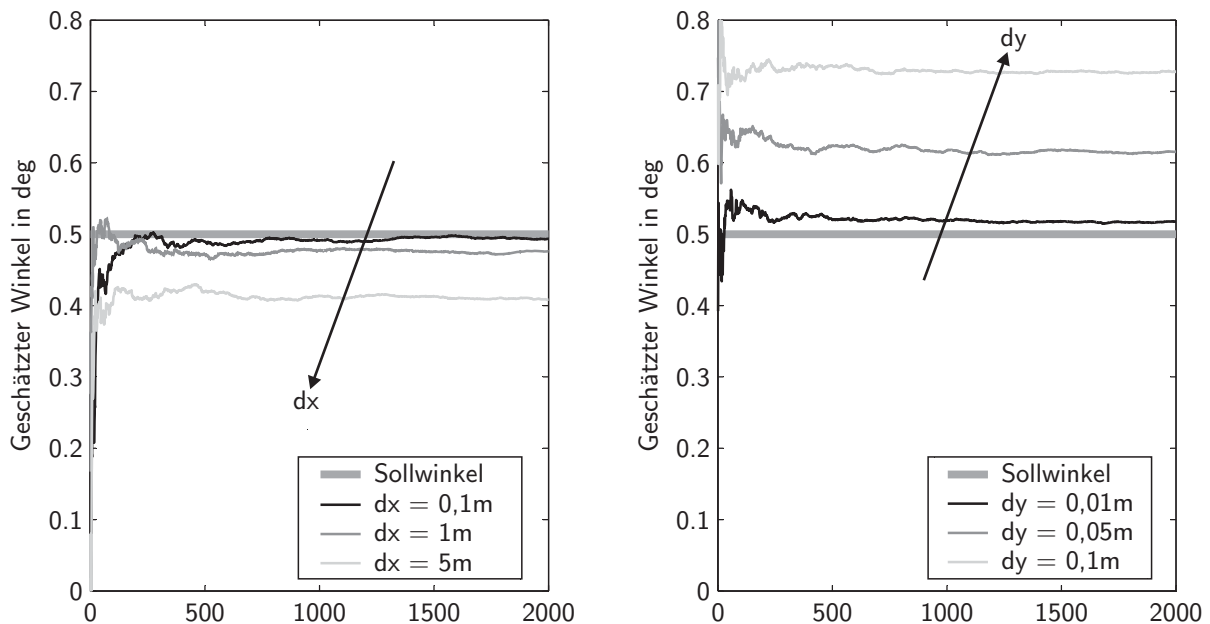


Bild 5.19: Auswirkung eines nichtmodellierten Translationsfehlers auf die Rotation

Für die im Folgekapitel vorgestellte Langzeitkalibrierung wurde daher der Kalman-Beobachter zur Schätzung des Gierwinkels verwendet.

5.4 Zusammenfassung zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung

Im vorliegenden Kapitel wird begründet dargelegt, dass Umfeldsensoren zukünftiger Fahrerassistenzsysteme einen hohen Anspruch an Zuverlässigkeit und Robustheit haben. Einen wertvollen Beitrag hierzu kann das vorgestellte Konzept zur Sensorüberwachung liefern. Für jeden Sensor werden Parameter, die dem normalen gewünschten Betriebszustand entsprechen, ermittelt und hinterlegt. Abweichungen von diesen Normwerten werden im regulären Betrieb genutzt, um Fehler symptomatisch zu bestimmen und Maßnahmen einzuleiten. Liegen die Fehler im Bereich der Sensorreserven, können sie via Software rekali­briert werden.

Es wurden die Verfahren Umfeldkalibrierung und Kreuzkalibrierung entwickelt, um Sensoren eines Multi-Sensor-Netzwerkes im laufenden Betrieb zu kalibrieren und so die Funktion der

Applikation im Fehlerfall aufrecht zu halten. Alleinstellungsmerkmal der Verfahren ist die theoretisch erreichbare Güte und die Tatsache, dass für die Kalibrierung abgesehen von der Serienausstattung eines neuwertigen Kraftfahrzeugs keine kostspielige Zusatzausrüstung in Form von redundanter Sensorik oder Referenzobjekten notwendig ist.

Die Auswertung der Relativgeschwindigkeitsvektoren stehender Objekte (Umfeldkalibrierung) ermöglicht eine Kalibrierung des Gierwinkels zwischen Fahrzeuglängsachse und Sensorachse. Für die Schätzung einer unbekannten Verdrehung des Sensorkoordinatensystems wurden ein Kleinstquadrateschätzer und ein Kalman-Beobachter angepasst und in Simulationen auf ihre Empfindlichkeit gegenüber Störungen untersucht. Beide Verfahren liefern vergleichbare Schätzergebnisse. Messrauschen, die Verteilung der Wertepaare und Messausreißer wirken sich mitunter negativ auf die Schätzgüte aus. Im Gegensatz zur Kreuzkalibrierung ist für ein robustes Schätzergebnis keine flächendeckende Verteilung der Wertepaare notwendig.

Der Kreuzvergleich von Messdaten verschiedener Umfoldsensoren ein und desselben Objektes im gemeinsamen Erfassungsbereich (Kreuzkalibrierung) ermöglicht theoretisch die Kalibrierung translatorischer (dx , dy) als auch rotatorischer (ψ) Fehlstellungen von Sensorkoordinatensystemen. Simulationen belegen, dass die Genauigkeit des Verfahrens ebenfalls vom Messrauschen, auftretenden Ausreißern und der Verteilung von Mess- und Referenzgrößen abhängt. Auf die Güte der Kreuzkalibrierung wirkt sich eine großflächige Verteilung von Mess- und Referenzgrößen äußerst positiv aus. Aussreißer hingegen wirken sich negativ auf die Schätzgüte aus und sollten durch heuristische Filter im Rahmen einer Datenvorverarbeitung eliminiert werden.

Im Vergleich beider Kalibrierverfahren lässt sich sagen, dass für die Bestimmung von drei Kalibriergrößen deutlich mehr Wertepaare benötigt werden, um ein konsistentes Schätzergebnis zu liefern als wenn man sich auf eine Größe beschränkt. Da die vorliegenden Umfoldsensoren die für die Kreuzkalibrierung geforderte räumliche Abdeckung nicht liefern, ist eine Verschlechterung der Ergebnisse durch eine Fehlschätzung von dy und ψ aufgrund des hohen Messrauschens der Radarsensoren abzusehen. Daher wird für die nachfolgenden praktischen Untersuchungen ein Kalman-Beobachter unter Vernachlässigung der Translation eingesetzt, um eine optimale Trennung zwischen Rauschen und Schätzgröße zu erhalten.

6 Praktische Validierung

Jedes entwickelte Konzept oder Verfahren wird daran gemessen, welchen Nutzen es im praktischen Einsatz bringt [74]. Der Nutzen einer Sensordatenfusion wurde bereits in Kapitel 4 bzw. der Fachliteratur [10, 30, 31] ausführlich dargestellt.

Dieses Kapitel konzentriert sich auf den Nachweis, dass sich die neu entwickelten Verfahren zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung in der Praxis bewähren.

Es folgt eine Beschreibung der Anwendung der Kalibrierkonzepte auf die vorliegenden Umfeldsensoren, der Fahrversuche und der Vorgehensweise bei der Messdatenauswertung. Dieses Kapitel schließt einer kommentierten Darstellung und Interpretation der praktischen Versuchsergebnisse.

6.1 Anwendbarkeit der Kalibrierkonzepte auf Video- und Radarsensoren

Für die entwickelten Kalibrierverfahren wurden in den Abschnitten 5.3.1 und 5.3.2 Randbedingungen formuliert, welche die zu kalibrierenden Sensoren zu erfüllen haben, damit sich das entsprechende Verfahren anwenden lässt. Dieser Abschnitt vergleicht die Eigenschaften der vorliegenden Sensortypen mit den Anforderungen und ordnet jedem Sensor mindestens ein Kalibrierkonzept zu. Die Sensoreigenschaften werden hierzu Kapitel 3 entnommen.

6.1.1 Umfeldkalibrierung

Basis des Verfahrens zur Kalibrierung von Umfeldsensoren anhand stehender Objekte ist die Messung von Objektpositionen P_S für die Bestimmung der Referenzgeschwindigkeit \mathbf{v}_{ref} nach Gleichung (5.17) und die Messung bzw. Berechnung der Objektgeschwindigkeit \mathbf{v}_{mess} .

Der vorliegende Videosensor bestimmt die Objektpositionen über bildverarbeitende Methoden und ermittelt die zugehörigen Objektgeschwindigkeiten aus der Differenz aufeinander folgender Bilder. Es handelt sich hierbei nicht um direkt messbare sondern berechnete Größen. Sind die sensorinternen Objektverfolgungsfilter eingeschwungen, stehen Objektposition und Geschwindigkeit der Umfeldkalibrierung zur Verfügung [51].

Die Fernradarsensoren messen den radialen Geschwindigkeitsvektor in Betrag und Ausrichtung direkt (vgl. Bild 3.5). Hieraus lässt sich die Objektposition jedoch nicht der vollständige Geschwindigkeitsvektor stehender Objekte bestimmen. Eine zuverlässige Schätzung der fehlenden tangentialen Vektorkomponente ist mit dem vorliegenden Sensortyp nicht möglich. Wie in Kapitel 3.3 beschrieben, handelt es sich bei den Radarsensoren um modifizierte ACC-Seriensensoren, die auf die Erkennung des vorausfahrenden Fahrzeugs hin entwickelt und abgestimmt wurden. Für eine zuverlässige Objektverfolgung stationärer Objekte zur Bestimmung der unbekannten Geschwindigkeitskomponente stehen zu wenig Datenpunkte zur Verfügung. Die vorliegenden Radarsensoren erfüllen daher die messtechnischen Anforderungen des Umfeldkalibrierverfahrens nicht, so dass auf eine Anwendung dieses Verfahrens verzichtet wird.

6.1.2 Kreuzkalibrierung der Radarsensoren mit Video als Referenz

Voraussetzung für die Kreuzkalibrierung gemäß Abschnitt 5.3.2 sind zwei korrespondierende Positionsmessungen eines Objektes zum selben Zeitpunkt. Video- und Radarsensoren erfüllen diese Bedingung mit der Einschränkung, dass sich die Bezugspunkte unterscheiden und die Sensortypen ein voneinander abweichendes laterales und longitudinales Auflösungsvermögen besitzen. Die für eine Datenfusion gewünschten komplementären Eigenschaften bestehen darin, dass der Videosensor eine geringe laterale und die Radarsensoren eine geringe longitudinale Unsicherheit besitzen. Diese Eigenschaften sind für eine Kreuzkalibrierung kontraproduktiv, da hier die Redundanz entscheidend ist.

Für die nachfolgende Auswertung wird die Annahme getroffen, dass die beschriebenen Effekte über einen langen Betrachtungszeitraum im Mittel Null sind. Es bietet sich für das vorliegende Multi-Sensor-Netzwerk an, die Messungen des vorausfahrenden Fahrzeugs als Basis für die Kreuzkalibrierung zu verwenden, da sich das Messobjekt im gemeinsamen Erfassungsbereich aller Sensoren befindet und die Messdaten nach der Sensordatenfusion zeitlich synchronisiert und einander zugeordnet vorliegen.

Der Videosensor weist durch seine höhere Datenrate und die interne Objektverfolgung eine

hohe Trackstabilität auf. Zusätzlich verfügt er über interne bildverarbeitende Kalibrieralgorithmen, die ihn als Referenz für die Kreuzkalibrierung der Radarsensoren prädestinieren.

6.2 Beschreibung der Fahrversuche

Der Industriepartner hat für die Konzeptvalidierung den in Kapitel 3 beschriebenen Versuchsträger für eine Langzeitfahrt zur Verfügung gestellt und gemeinsam mit dem IfR Versuchsfahrten durchgeführt. Ziel dieser Fahrten war es, den Kalibrieralgorithmen eine ausreichende Datenbasis zur Verfügung zu stellen, um eine Konvergenz beider Verfahren zu ermöglichen und eine statistische Aussage über die Güte der Algorithmen treffen zu können. Beide Verfahren benötigen eine hohe Anzahl an Wertepaaren, um Messunsicherheiten und Ausreißer zu unterdrücken. Für eine Umfeldkalibrierung werden stehende Objekte im Erfassungsbereich benötigt. Die Kreuzkalibrierung hingegen nutzt ein vorausfahrendes Fahrzeug im gemeinsamen Erfassungsbereich aller vier Umfeldsensoren.

Um störende Einflüsse durch Modellabweichungen zu minimieren wurde eine Mindestgeschwindigkeit von

$$\mathbf{v}_{ego} > 70 \text{ km/h} \quad (6.1)$$

und eine Gierrate von

$$\left| \dot{\Psi}_{ego} \right| < 1^\circ/\text{s}, \quad (6.2)$$

gefordert. Zur Erfüllung dieser Forderungen wurde eine viereinhalbstündige Autobahnfahrt zwischen Hildesheim und Wernigerode durchgeführt, während der die Sensoren online überwacht und kalibriert wurden. Die Randbebauung dieser Strecke (Schilder, Brücken, Pfosten, usw.) wurde zur Umfeldkalibrierung des Videosensors herangezogen. Zusätzlich dienten auf der stark befahrenen Autobahn zahlreiche Kraftfahrzeuge der Kreuzkalibrierung der Radarsensoren in Bezug auf den Videosensor.

6.3 Datengewinnung und Auswertung

Die Funktionsweise der Software zur Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung lässt sich durch das Informationsflussdiagramm in Bild 6.1 vereinfacht darstellen. Die Nachrichtepakete der Sensoren bilden die Eingangsdaten der Software. Diese Pakete enthalten einen

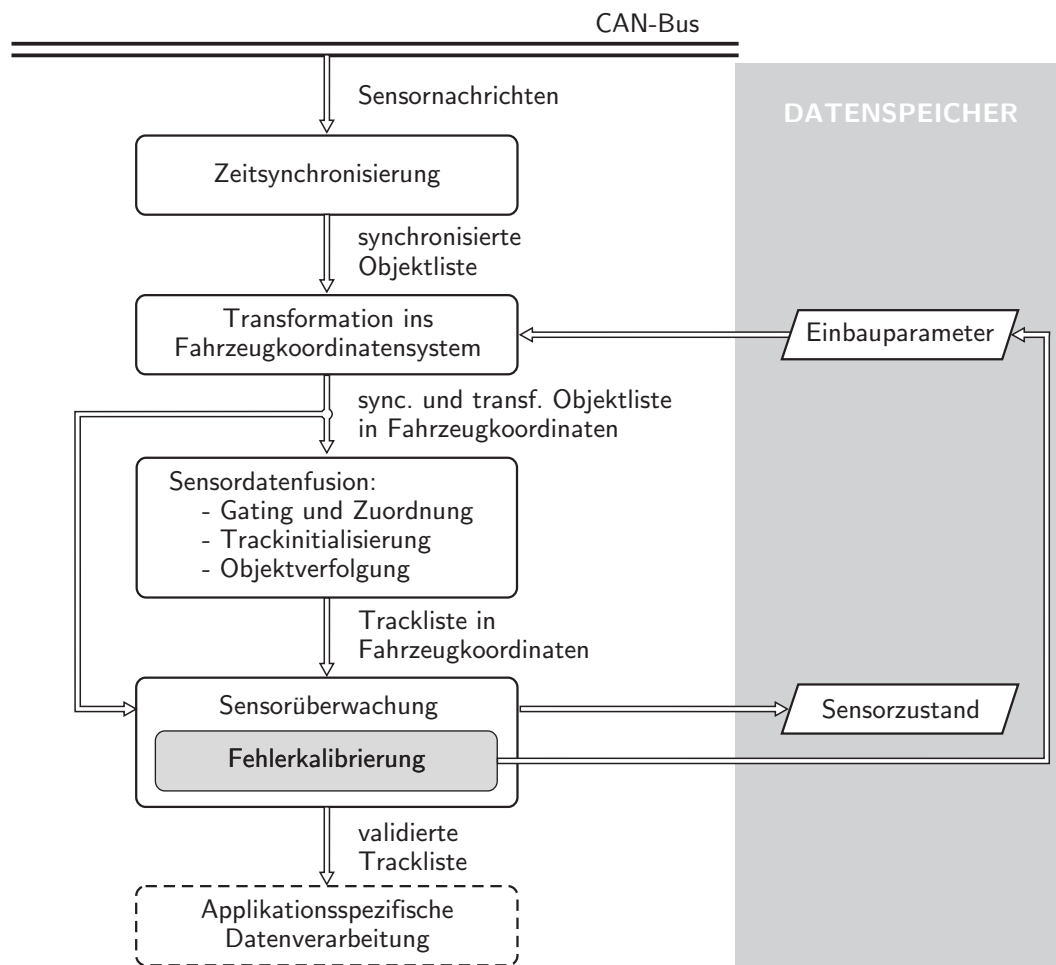


Bild 6.1: Datenschnittstelle zwischen Sensordatenfusion und Überwachungsmodul

Zeitstempel, der es dem Synchronisierungsmodul ermöglicht zeitsynchrone Objektlisten aller Sensoren zu erstellen. Diese Objektlisten werden anhand der Einbauparameter der Umfeldsensoren in ein gemeinsames Koordinatensystem, im vorliegenden Fall das Fahrzeugkoordinatensystem, transformiert. Die Objektattribute sind mit diesem Schritt vergleichbar und können einerseits der Sensordatenfusion und andererseits der Sensorüberwachung zugeführt werden. Die Sensordatenfusion erzeugt nach dem in Kapitel 4.5.3 beschriebenen Informationsfilterverfahren eine Trackliste, in der alle verfolgten Objekte des Fahrzeugumfeldes detailliert beschrieben sind. Die Kreuzkalibrierung fordert, dass zeitgleich Messungen vom Referenzsensor und dem zu kalibrierenden Sensor vorliegen. Für diesen Zweck bietet es sich an, in einem festen Fusionstakt von 10 Hz zu arbeiten, da im Normalbetrieb in einer Zeitscheibe von 100 ms alle Sensoren eine komplette Objektliste senden, die auf den Fusionszeitpunkt prädiert werden kann.

Die Trackliste spielt für die Kreuzkalibrierung eine wichtige Rolle und wird daher von der

Datenfusion an das Sensorüberwachungsmodul weitergereicht. Die Sensorüberwachung vergleicht nach dem FEDB-Prinzip die Sensorzustände mit den Nominalwerten, erkennt und diagnostiziert Abweichung, um fehlerbehebende Maßnahmen einzuleiten. Der Forschungsstand der Software beschränkt sich auf die Überwachung der Sensoren mit dem Ziel Fehlfunktionen zu melden und Justagefehler bei der Montage der Sensoren zu kalibrieren. Die vorliegende Verfahrensuntersuchung ist an keine spezifische Applikation geknüpft.

Der Fokus der Fahrversuche lag auf dem Funktionsnachweis der Kalibrierstrategien. Bild 6.2 beschreibt daher den Ablauf der Sensorüberwachung in Form eines Flussdiagrammes. Die dargestellte Vorgehensweise wird sequentiell auf alle Umfeldsensoren angewandt. Sie teilt sich je nach Zustand der Sensorüberwachung in die Zweige

- Initialisierung (INIT),
- Sensorüberwachung (OK),
- Kalibrierung (KALIB) und
- Sensordefekt (KO)

auf. Der Zweig INIT dient der statistischen Kennwertgewinnung für den Fall, dass keine Informationen über die nominellen Eigenschaften eines Umfeldsensors vorliegen. Die in Abschnitt 5.2.4 beschriebenen sensorspezifischen Parameter werden aus einer Datenmenge von 2000 Werten gewonnen. Diese sollten von einem versierten Nutzer validiert werden, bevor sie als Kennwerte für den „normalen“ Prozess abgelegt werden. Erst wenn diese Nominalwerte vorliegen, kann mit dem Regelbetrieb (Zustand: OK) begonnen werden.

Ein Sensor gilt solange als betriebsbereit (OK), bis die Kennwertkontrolle Auffälligkeiten bemerkt. Hierzu werden im laufenden Betrieb ununterbrochen die Sensorkennwerte bestimmt und mit den hinterlegten Nominalwerten verglichen. Abweichungen führen zur Erhöhung des Fehlerzählers F_i und ein erwartungsgemäßer Betrieb dekrementiert den Zählerstand bis minimal Null Fehlerpunkte¹. Der Fehlerzähler wird zyklisch einer Schwellwertkontrolle unterzogen. Überschreitet er den OK-Schwellwert wird für den entsprechenden Sensor die Kalibrierung eingeleitet (Zustand: KALIB). Eine Fehleranzahl oberhalb des KO-Schwellwertes führt zum senden einer Fehlermeldung und das Setzen des Fehlerzustandes für diesen Sensor auf KO.

¹Der Index i bezeichnet einen der vier Umfeldsensoren.

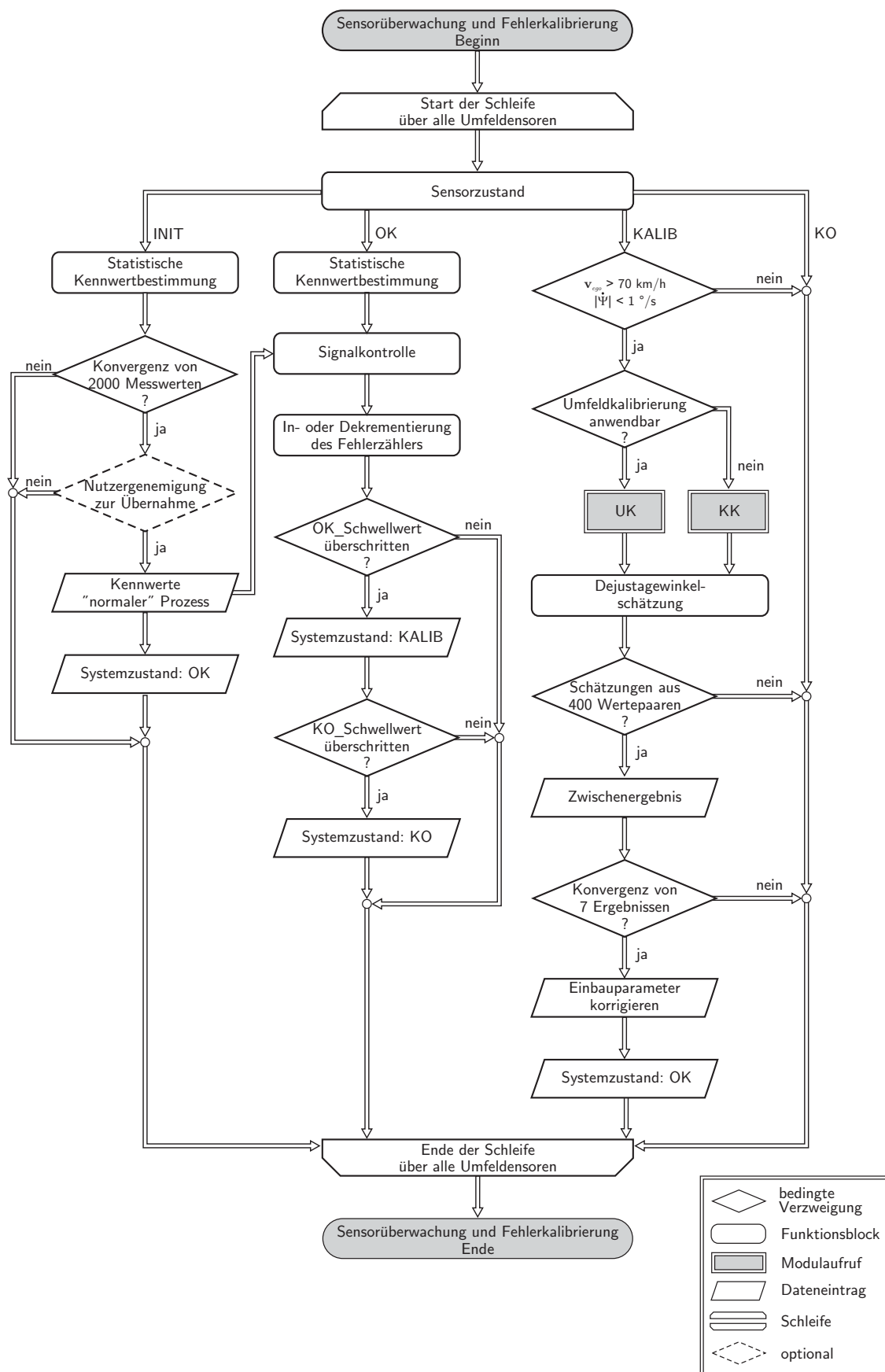


Bild 6.2: Ablauf der Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung

Im Zustand KALIB werden die Messdaten bezüglich ihrer Eignung sortiert. Liegen geeignete Mess- und Referenzdaten vor, fließen sie in das entsprechende Kalibrierverfahren ein. Befindet sich der Videosensor im Kalibrierzustand, kann kein Radarsensor gleichzeitig kalibriert werden, da die Referenz unsicher ist. Auf den Videosensor wird das Umfeldkalibrierverfahren angewendet, auf die Radarsensoren die Kreuzkalibrierung. Die Eingangsdaten gehen in den zuvor beschriebenen Kalman-Beobachter zur Schätzung des Sensorgierwinkels in Bezug auf die Fahrzeuglängsachse (vgl. Abschnitt 5.3.1). Nach 400 Schätzzyklen wird das Zwischenergebnis gespeichert. Konvergieren sieben aufeinander folgende Zwischenergebnisse, d. h. liegt die Standardabweichung von ihrem Mittelwert unter den Grenzwert $0,0002^\circ$, wird mit dem letzten Schätzergebnis ψ der Einbauparameter $\Psi_{nominal}$ korrigiert. Diese Korrektur wird zukünftig bei der Koordinatentransformation berücksichtigt. Der Zustand des jüngst kalibrierten Sensors wird auf OK gesetzt, das Schätzfiltergedächtnis gelöscht und der KALIB-Zweig verlassen.

Es folgt der Nachweis der Softwarefunktion anhand von drei Fehlerszenarien, die während der Langzeitfahrten auftraten oder forciert wurden.

6.4 Sensordefekt

Eine erfolgreiche Funktion der Sensorüberwachung konnte während der Versuchsfahrt nachgewiesen werden, da der linke Fernbereichsradarsensor (R_2) nach einer Betriebszeit von 76 s unwiderruflich ausgefallen ist. Bild 6.3 belegt wie der Sensordefekt detektiert wird. In der obersten Grafik ist exemplarisch die Zeit t_l seit dem Eintreffen des letzten Nachrichtenpaketes aufgeführt. Im Regelbetrieb liegt dieser Wert mit gelegentlichen Ausreißern zwischen 70 ms und 110 ms. Mit dem Sensordefekt (siehe Pfeil) werden keine Nachrichten mehr versendet und so steigt die Zeit t_l kontinuierlich an. Kennwertabweichungen führen zu einer Erhöhung des Fehlerzählers F_{R_2} , der in der mittleren Grafik dargestellt ist. Der OK-Schwellwertes wird nach ca. fünf Sekunden überschritten, was dazu führt, dass die Kalibrierung des Radarsensors eingeleitet wird. Nach weiteren 4 Sekunden geht der Sensor in den KO-Zustand. Eine Reaktionszeit von 9 Sekunden fällt zwar nicht in die Kategorie „verzugsfreie Fehlermeldung“, beruht jedoch auf einer konservativen Schwellwerteinstellung, die darauf abgestimmt ist keine Fehlalarme zu erzeugen.

Ein Sensor, der als Defekt einen Parameterfehler aufweist, zeigt hingegen eine deutlich geringere Steigung des Fehlerzählers, so dass eine Kalibrierung zur Dekrementierung des Zählers führt noch ehe der Sensor in den KO-Zustand wechselt.

Es bleibt zu bemerken, dass der defekte Radarsensor nicht zur Kreuzkalibrierung herangezogen werden konnte und daher in den folgenden Auswertungen nicht erwähnt wird.

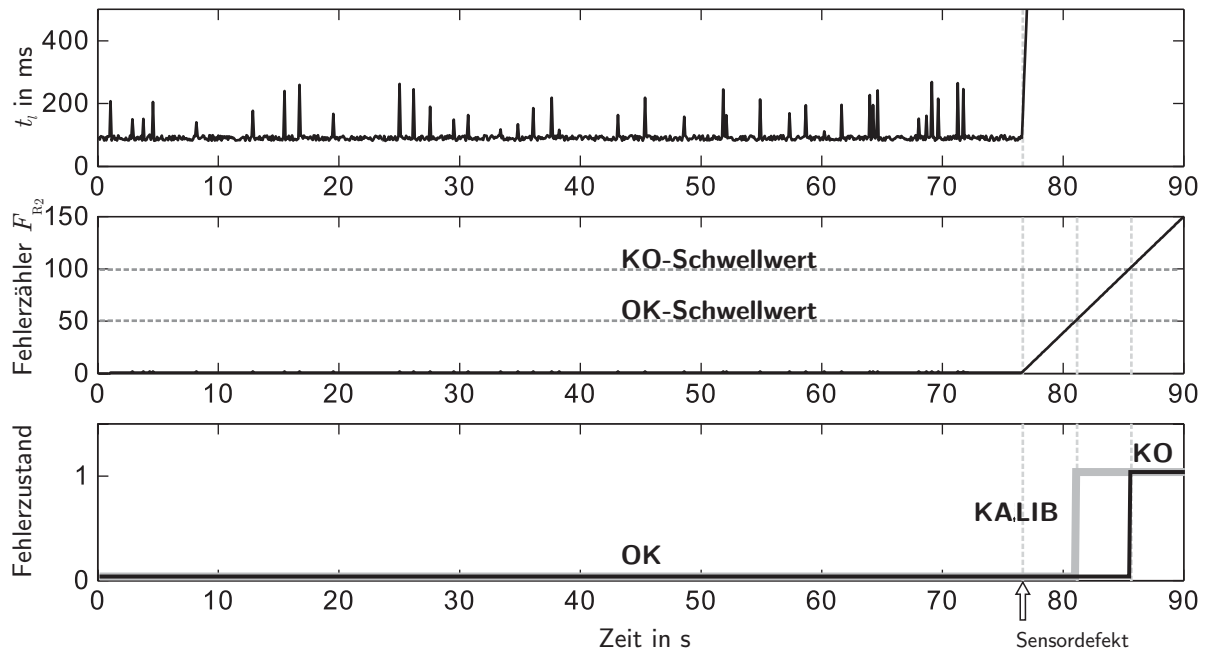


Bild 6.3: Aufspüren eines defekten Radarsensors

6.5 Parameterfehler des Videosensors

Zur Untersuchung der Konvergenz der Kalibrierverfahren wurde nachfolgend die Sensorüberwachung umgangen, um den zu kalibrierende Sensor gezielt im KALIB-Zustand zu halten. Bild 6.4 zeigt die Fehlerbehandlung einer Parameterabweichung des Videosensors von einem Grad mittels der Umfeldkalibrierung. In der Grafik ist die geschätzte Sensorausrichtung in Grad über der Kalibrierdauer in Sekunden aufgetragen. Die schwarze Feinlinie beschreibt die Zwischenergebnisse des Kalman-Beobachters nach je 400 Wertepaaren. Ein Stern kennzeichnet die Konvergenz von 7 aufeinander folgenden Zwischenergebnissen. Der kalibrierte Einbauparameter Ψ_{Video} ergibt sich aus jeder mit einem Stern gekennzeichneten Winkelschätzung.

Die Strichlinie zeigt den Mittelwert aller 18 Schätzergebnisse

$$\bar{\Psi}_{Video} = 0,003^\circ. \quad (6.3)$$

Bei einer normalverteilten Grundgesamtheit mit unbekannter Varianz wird das Konfidenzintervall für den Erwartungswert angegeben mit

$$\left[\bar{\Psi} - t \left(1 - \frac{\alpha}{2}; N - 1 \right) \frac{\sigma}{\sqrt{N}}; \bar{\Psi} + t \left(1 - \frac{\alpha}{2}; N - 1 \right) \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \right], \quad (6.4)$$

wobei $t(1 - \frac{\alpha}{2}; N - 1)$ dem $(1 - \frac{\alpha}{2}; N - 1)$ -Quantil der Student t-Verteilung mit N Freiheitsgraden und der Standardabweichung σ entspricht. Für die vorliegenden $N = 18$ Schätzwerte ergibt sich der t-Faktor für eine 95 %-Wahrscheinlichkeit nach [17] zu:

$$t(0,95;17) = 2,11. \quad (6.5)$$

Der graue Streifen visualisiert das hieraus berechnete Konfidenzintervall um den Mittelwert, in dem mit einer Wahrscheinlichkeit von 95 % alle Schätzergebnisse liegen. Das Ergebnis aus 18 Schätzwerten lässt sich mit der Unsicherheit u_{Video} gemäß

$$\begin{aligned} \Psi_{Video} &= \bar{\Psi}_{Video} \pm u_{Video} \\ &= 0,003^\circ \pm 2,11 \frac{0,086^\circ}{\sqrt{18}} \\ &= 0,003^\circ \pm 0,043^\circ \end{aligned} \quad (6.6)$$

angeben.

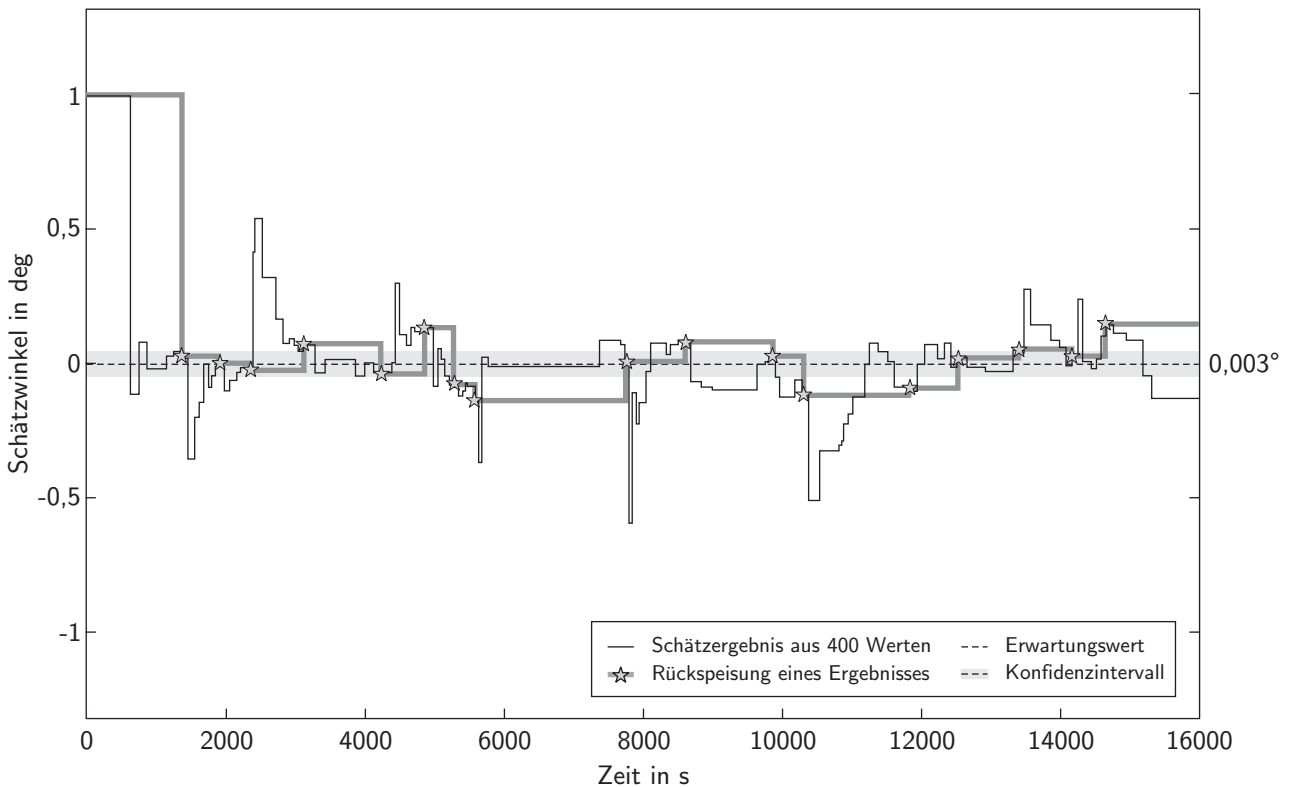


Bild 6.4: Ergebnis der Umfeldkalibrierung des Videosensors

Dieses Ergebnis belegt das hohe Potential der Umfeldkalibrierung, wenn die Randbedingungen eingehalten werden. Der inkorrekte Sensorparameter von 1° wird nach wenigen Minuten erkannt und nach dem in Abschnitt 6.3 beschriebenen Validierungsprozess in weniger als 30 Minuten kalibriert.

Die statistische Auswertung der Kalibrierergebnisse belegt, dass der Videosensor mit einer Unsicherheit im Zentigradbereich hinreichend exakt justiert ist, um die Referenz für die Kreuzkalibrierung der Radarsensoren zu bilden.

6.6 Parameterfehler eines Radarsensors

Für die praktische Validierung des Kreuzkalibrierungsverfahrens wurde der mittlere Radarsensor (R_1) exemplarisch mit einem Ausrichtungswinkelfehler von 1° belegt. Bild 6.5 veranschaulicht, dass für ein mit einem Stern gekennzeichnetes konvergentes Schätzergebnis häufig mehr als 7 Iterationsschritte notwendig sind und sich dementsprechend die Anzahl der Kalibrierergebnisse verringert.

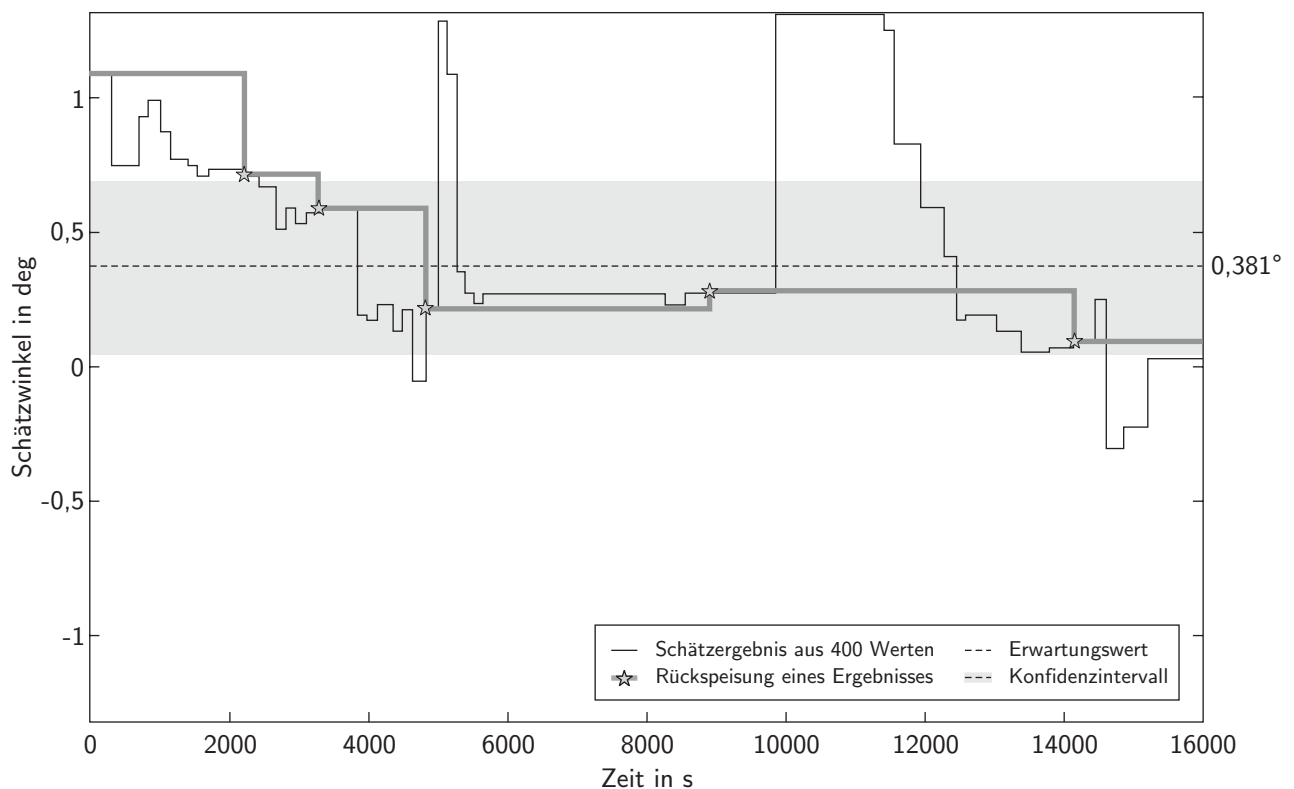


Bild 6.5: Ergebnis der Kreuzkalibrierung des mittleren Radarsensors

Über die Dauer der Langzeitfahrt stellt sich für fünf Ergebnisse ein mittlerer Schätzwinkel $\bar{\Psi}_{R_1}$ mit einer Unsicherheit u_{R_1} analog zu Gleichung (6.6)

$$\Psi_{R_1} = \bar{\Psi}_{R_1} \pm u_{R_1} = 0,381^\circ \pm 0,330^\circ \quad \text{mit} \quad t(0,95;5) = 2,57 \quad (6.7)$$

ein. Die Ergebnisse zeigen eine Tendenz in Richtung der erwarteten Null Grad und der letzte Schätzwinkel beträgt $0,094^\circ$, so dass sich die im Vergleich zur Umfeldkalibrierung hohe Unsicherheit des mittleren Schätzwertes auf eine mangelhafte statistische Basis zuführen lässt.

Bild 6.6 zeigt die Kreuzkalibrierung des rechten Radarsensors (R_3). Der initiale Einbauwinkel beträgt hierbei $-3,7^\circ$ und die Langzeitkalibrierung führt analog zu Gleichung (6.6) zu dem Ergebnis

$$\Psi_{R_3} = \bar{\Psi}_{R_3} \pm u_{R_3} = -4,306^\circ \pm 0,105^\circ \quad \text{mit} \quad t(0,95;7) = 2,36. \quad (6.8)$$

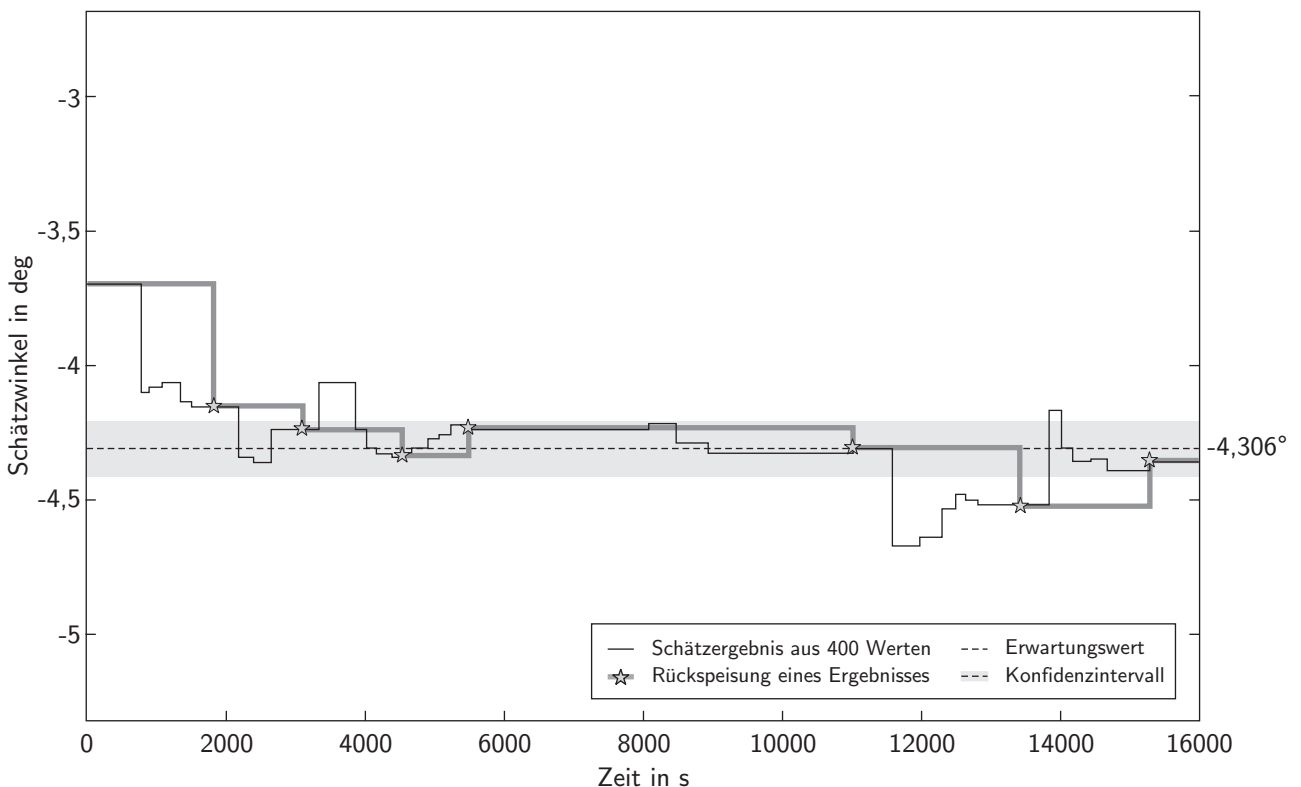


Bild 6.6: Ergebnis der Kreuzkalibrierung des rechten Radarsensors

Die Praxis zeigt, dass der mittlere Schätzwert des Kreuzkalibrierungsverfahrens um eine Zehnerpotenz unsicherer ist, als das Ergebnis der Umfeldkalibrierung. Dies lässt sich mit den folgenden Argumenten begründen:

1. Die Kreuzkalibrierung bezieht sich auf eine Referenz, die ihrerseits mit einer Unsicherheit belegt ist. Im Mittel sind die Videoobjekte hinreichend genau. Betrachtet man hingegen einzelne Messungen, welche die Eingangsgrößen der Kreuzkalibrierung bilden, kommt es auch hier zu Abweichungen von der Realität.
2. Die Fahrversuche haben gezeigt, dass auch für optimale Einbauparameter die vom Videosensor ermittelten Referenzpositionen nicht identisch mit denen der Radarmessungen sind. Diese Abweichung ist eine weitere Quelle für Ungenauigkeiten, da dieser systematische Fehler nicht in der Modellannahme berücksichtigt wurde. Die Annahme beruhte auf einer mittelwertfreien Gleichverteilung der Radarreflexe über das Fahrzeugheck. Real scheinen sich die Radarmessungen jedoch um Vorzugsregionen mit guten Reflexionseigenschaften zu häufen. Bild 6.7 verdeutlicht diese Problematik. Das Dreieck links im Bild kennzeichnet den Referenzpunkt des Videoobjektes. Die Kreise beschreiben valide Radarreflexe beispielsweise vom Nummernschild, einem Radkasten, der Abgasanlage oder einem Außenspiegel. Die Simulationen in Abschnitt 5.3.2 belegen, dass eine longitudinale Modellverletzung geringe Auswirkungen hat. Der hier vorliegende laterale systematische Fehler wirkt sich dahingegen negativ auf die Güte der Winkelschätzung aus.
3. Hinzu kommt die Messunsicherheit, die für den Horizontalwinkel des Radarsensors mit bis zu $\pm 0,4^\circ$ angegeben ist (vgl. Anhang A). In 30 m Entfernung entspricht dies einem zufälligen lateralen Positionsfehler von $\pm 0,21$ m bzw. bei einer Entfernung von 60 m $\pm 0,45$ m.
4. Die Simulationen der Kreuzkalibrierung in Kapitel 5.3.2 haben gezeigt, dass die exakte Kenntnis der Sensorposition bezogen auf das Fahrzeugkoordinatensystem notwendig ist, wenn das Kalibrierverfahren unter Vernachlässigung der Translation angewandt wird. Eine ungenaue Vermessung der Position der Umfeldsensoren bezogen auf das Fahrzeugkoordinatensystem kann ebenfalls eine Ursache für die Abweichung zwischen Realität und Simulation sein.
5. Einen direkten Vergleich der Gesamtanzahl der Wertepaare und der Anzahl der Schätzergebnisse der Kalibrierverfahren für die Langzeitfahrt ermöglicht Tabelle 6.1. Dabei zeigt sich, dass für die Umfeldkalibrierung deutlich mehr Werte zur Verfügung stehen als für die Kreuzkalibrierung. Dies liegt daran, dass im Erfassungsbereich von Video pro

Zeitscheibe mehrere stehende Objekte zur Kalibrierung zugelassen werden. Betrachtet man die Kreuzkalibrierung, so müssen stets korrespondierende Messungen von Radar und Video eines vorausfahrenden Fahrzeuges zum gleichen Zeitpunkt im gemeinsamen Erfassungsbereich vorliegen. Diese Ereignisse sind deutlich seltener. Da der Zeitrahmen durch die Verfügbarkeit des Versuchsträgers auf 4,5 Stunden festgelegt war, resultiert hieraus die geringere statistische Datenbasis der Kreuzkalibrierung. Anhand der vorliegenden Datenmenge (5 bzw. 7 Ergebnisse) wurde kein sicherer stationärer Schätzwert ermittelt.

Die oben genannten gleichverteilten mittelwertfreien Fehler lassen sich durch eine Erhöhung der statistischen Datenmenge in Form einer längeren Messkampagne ausgleichen. Was bleibt, sind systematische Fehler, die zukünftig in die Modellbeschreibung mit einfließen sollten. Vom jetzigen Kenntnisstand aus betrachtet ist die Kreuzkalibrierung das unsichere der beiden neu entwickelten Verfahren.

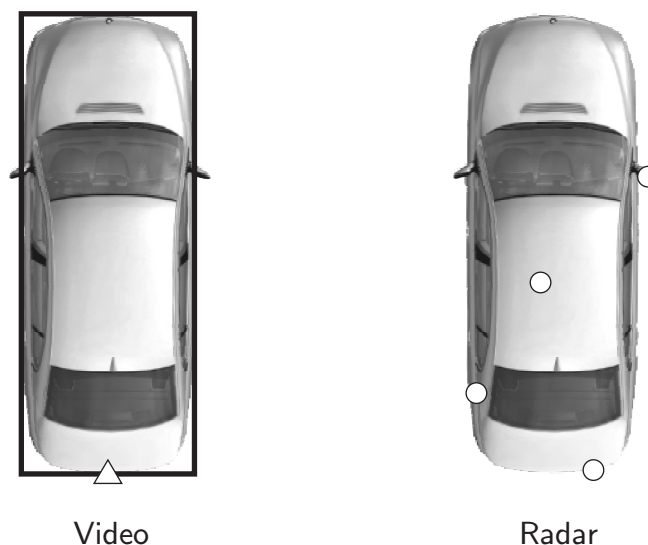


Bild 6.7: Video- und Radarmessungen referenzieren unterschiedliche Punkte eines Objektes

Die praktischen Fahrversuche haben nachgewiesen, dass eine Überwachung von Umfeldsensoren realisierbar und notwendig ist. Der Defekt eines Radarsensors wurde vom System erkannt, diagnostiziert und innerhalb von 9 Sekunden behandelt. Die Behandlung erfolgte exemplarisch in Form einer Fehlermeldung und Ausschluss des defekten Sensors. Für die verbleibenden Sensoren wurde bei künstlichen Parameterfehlern erfolgreich eine Kalibrierung als Fehlerbehandlung eingeleitet.

Beide Verfahren, sowohl Umfeldkalibrierung als auch Kreuzkalibrierung, haben sich in den praktischen Versuchsfahrten bewährt. Die Praxis hat die Simulationen bestätigt. Die vor-

gestellten Ergebnisse belegen, dass eine Bestimmung der Sensorachse von Umfellsensoren bezogen auf das Fahrzeugkoordinatensystem mit einer Genauigkeit im Subgradbereich mit den neu entwickelten Kalibrierverfahren möglich ist.

Die vorgestellten Algorithmen basieren auf statistischen Auswertemethoden und benötigen daher eine umfangreiche und aussagekräftige Datenbasis. Diese lässt sich durch eine Langzeitkalibrierung von mehreren Stunden realisieren. Die notwendige Dauer hängt direkt von der Güte der Messwerte ab. Die Umfeldkalibrierung konvergiert für den Videosensor beispielsweise nach weniger als 30 Minuten auf einen stationären Endwert, wohingegen die Kreuzkalibrierung der Radarsensoren mit Video als Referenz nach über 4 Stunden noch eine verhältnismäßig hohe Unsicherheit aufzeigt².

Prinzipbedingt haben die Umfeldbedingungen einen starken Einfluss auf die Güte des Schätzergebnisses. An dieser Stelle hat sich eine Datenauslese bewährt. Bislang wurde ein heuristischer Filter eingesetzt, der die Messobjekte je nach Geschwindigkeit und Egogierrate zur Kalibrierung zulässt oder aussortiert.

Die Unsicherheit der Schätzergebnisse der Kreuzkalibrierung lässt sich auf die Punkte:

- Unsicherheit der Referenz,
- nicht mittelwertfreie Modellabweichungen,
- geringe statistische Datenbasis,
- Unsicherheit der Einbauposition und
- Güte der Radarsensoren

zurückführen.

Die Grenzen beider Verfahren sind durch die Güte der Sensoren bestimmt. Im Falle der Umfeldkalibrierung bestimmen die Qualität der Egogierrate und die Genauigkeit von Objektposition und -geschwindigkeit die Güte. Für die Kreuzkalibrierung ist die Unsicherheit der ermittelten Objektpositionen entscheidend.

Die während der Langzeitfahrt von über vier Stunden ermittelten Ergebnisse wurden in Tabelle 6.1 zusammengestellt.

²Die Verfügbarkeit des Versuchsträgers und damit die Datenbasis war auf die vorgestellte Messfahrt begrenzt.

Tabelle 6.1: Ergebnisübersicht der Versuchsfahrten

Sensor	Verfahren	N	Ψ_N	$\bar{\Psi}$	u (95%)	σ_{Ψ}	Wertepaare
Video	UK	18	0,160°	0,003°	0,043°	0,086°	53 600
Radar 1	KK	5	0,094°	0,381°	0,338°	0,265°	19 200
Radar 3	KK	7	-4,356°	-4,306°	0,105°	0,114°	19 600

Hierbei bezeichnen die Symbole:

- N Anzahl der Schätzergebnisse,
 Ψ_N letztes Schätzergebnis nach 4,5 h Fahrt,
 $\bar{\Psi}$ Mittelwert aller Schätzergebnisse,
u (95%) Unsicherheit (95 % aller Werte liegen im Konfidenzintervall) und
 σ_{Ψ} Standardabweichung der Schätzergebnisse.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Versuchsfahrten die Simulationen bestätigt haben und die Ergebnisse der Fehlerkalibrierung äußerst zufriedenstellend sind.

6.7 Ansätze für weiterführende Arbeiten

Aus der vorliegenden Untersuchung ergeben sich Anknüpfungspunkte für weitere Forschungsaktivitäten, die an dieser Stelle skizziert werden sollen:

- Der Komplex „Sensorüberwachung“ bildet in der Robotik und Automatisierungstechnik ein eigenständiges Forschungsgebiet, aus dem hier nur ein anwendungsspezifischer Ausschnitt gezeigt wurde. Darauf aufbauend bietet die Untersuchung zusätzlicher Fehlerfälle und deren Diagnose durch Expertensysteme ein weites Arbeitsfeld. Umfangreiche Ansätze hierzu liefert Isermann [43].
- Für die Fehlerkalibrierung wurde ein gewichteter Kleinstquadrate-Schätzer sowie ein Zustandsbeobachter eingesetzt. In Kombination mit einer Erhöhung der Datenbasis durch zusätzliche Langzeitfahrten könnten andere robuste Schätzverfahren untersucht werden [37].

- Im Zuge weiterer Fahrversuche könnten die Schwellwerte für die Datenselektierung (z. Zt. Geschwindigkeit und Gierrate) optimiert werden. Hier besteht die Herausforderung darin möglichst viele zuverlässige Werte zur Kalibrierung zuzulassen und dabei Ausreißer zu missachten.
- Als Achillesverse der Kreuzkalibrierung hat sich die vermutlich systematische Abweichung zwischen Radar- und Videoreferenzpunkten erwiesen. Die Effizienz dieses Verfahrens ließe sich entscheidend steigern, indem hier ein Zusammenhang hergestellt und modelliert würde. Diese Möglichkeit würden Untersuchungen mit einem Präzisionsortungssystem bieten [10, 70, 71]. Solch ein System würde während einer Folgefahrt die absolute Position beider Fahrzeuge auf wenige Millimeter genau bestimmen. Aus der Kenntnis der genauen Lage der Messpunkte der Umfeldsensoren in Bezug auf das Messobjekt könnten die gewünschten Gesetzmäßigkeiten abgeleitet werden. Sollten diese spezifisch für Fahrzeugtypen sein, was zu vermuten ist, ließen sich zukünftig über eine Fahrzeugklassifizierung Synergien mit anderen Assistenzsystemen nutzen. Je nach erkanntem Fahrzeugtyp könnte die Güte der Kreuzkalibrierung durch das fahrzeugspezifische Reflexionsmodell erhöht werden.
- Im vorliegenden Systemkonzept wird die Kalibrierung bedarfsgerecht gestartet, wenn markante Fehler auftreten. Dieses Konzept lässt sich auch umdrehen, indem eine kontinuierliche Fehlerkalibrierung die Einbauparameter schätzt und signifikante Residuen meldet, um beispielsweise eine irreparable Dejustage nach einem Unfall verzugsfrei zu melden.
- Auch könnte die Kreuzkalibrierung dazu dienen, die nominellen Einbauparameter zu plausibilisieren, um systematische Fehler zu erkennen.
- Ein spannendes Aufgabenfeld bildet die Anwendung des vorgestellten Sensorüberwachungskonzeptes auf andere Multi-Sensor-Systeme. Hierbei besteht die Herausforderung primär darin, für die Messungen der Umfeldsensoren passende Referenzwerte zu beschreiben.

7 Zusammenfassung und Ausblick

In den Visionen aller europäischen Automobilhersteller für die kommenden 10 Jahre spielen Fahrerassistenzsysteme eine beachtliche Rolle. Komfort- und Sicherheitssysteme der Zukunft berücksichtigen neben dem Zustand des eigenen Fahrzeugs die Informationen über das Fahrzeugumfeld. Die Automobilzulieferer sind derzeit emsig damit beschäftigt effiziente Sensoren zu entwickeln, die den Ansprüchen der Assistenzfunktionen genügen. Erste Serienprodukte dieser Art, wie beispielsweise die Automatische Distanzregelung, nutzen die Information eines Sensors, um den funktionsspezifischen Ausschnitt des Fahrzeugumfeldes zu beobachten, die Sensordaten auf wesentliche Informationen zu reduzieren, relevante Objekte mit applikationsspezifischen Eigenschaften zu beschreiben und aufgrund der Umfeldinformationen regelnd in die Fahrdynamik einzugreifen.

Den Informationsbedarf zukünftiger Systeme kann ein Sensor allein nicht abdecken. Es wird ein Netzwerk aus Umfeldsensoren verschiedener Messprinzipien und Hersteller notwendig sein, um umfangreiche Fahrerassistenzfunktionen zu realisieren.

In einem ausführlichen Einleitungsteil gab die vorliegende Arbeit einen Überblick derzeit entwickelter Assistenzfunktionen. Die Anforderungen dieser Applikationen an die Sensorik wurden dargelegt und mit der Leistungsfähigkeit aktueller Vorseriensensoren verglichen. Es wurde eine allgemeine Systemarchitektur vorgestellt, die eine Datenfusion verschiedenster Sensoren ermöglicht.

Der Einführung in die Thematik folgte die konkrete Systembeschreibung des Multi-Sensor-Netzwerkes mit dem die Versuchsdaten aufgezeichnet wurden. Auf diese Daten bauen die Verfahrensuntersuchungen auf.

Den Kern der Algorithmen zur Datenverarbeitung bildet die Sensordatenfusion. Diese lässt sich in die Phasen

1. Datenanpassung,
2. Zuordnung und
3. Objektverfolgung

unterteilen. Die Fachliteratur beschreibt Methoden zur deterministischen 1-zu-1 Zuordnung. Darauf aufbauend wurden die Algorithmen

- Nearest-Neighbor und
- Munkres

implementiert und mit dem neu entwickelten

- Extended-Nearest-Neighbor

anhand der Kriterien Komplexität, Speicherbedarf, Aufwand und Güte verglichen. Das Extended-Nearest-Neighbor-Verfahren stellte sich als das effizienteste der drei Verfahren heraus, da es den Mittelweg zwischen Güte und Aufwand bildet.

Aus der Vielzahl existierender Datenfusionsverfahren wurden die deterministischen Verfahren

- Informationsfilterfusion,
- Messvektorfusion mit anschließendem Kalman-Filter

sowie als Vertreter der probabilistischen Verfahren die

- Cheap-Multi-Sensor-Joined-Probabilistic-Data-Association

ausgewählt, beschrieben, implementiert und anhand von Simulationen und Realdaten miteinander verglichen. Die Effizienz der Algorithmen wurde anhand der Kriterien Komplexität, Aufwand und Güte dargelegt. Fazit der Simulationen und Fahrversuche ist, dass kein Verfahren in allen Verkehrssituationen optimal funktioniert und das Fusionsergebnis von der Qualität der Eingangsdaten abhängt. Die Trackgüte wird dabei primär durch das Datenzuordnungsverfahren und die Trackinitialisierung bestimmt. In Komplexität und Aufwand zeigen sich die deterministischen den probabilistischen Verfahren überlegen, wohingegen sich der höhere Aufwand des wahrscheinlichkeitsbasierten Verfahrens durch eine bestechend geringe Anzahl an Falschalarmen (verfolgte Geisterobjekte) auszahlt.

Hier bietet sich an, zukünftig eine mögliche Kombination der Verfahren anzustreben, beispielsweise eine probabilistische Datenzuordnung und Trackinitialisierung gekoppelt mit einer deterministischen Datenfusion. Im vorliegenden Fall wurden die Daten auf Objektebene verschmolzen. Für zukünftige Multi-Sensor-Systeme sollte eine Datenfusion auf einer darunter liegenden Ebene untersucht werden. Hier könnten sich weitere Vorzüge des probabilistischen Verfahrens nutzen lassen.

Eng verbunden mit dem Wunsch nach einer robusten Sensordatenfusion ist die Funktionsüberwachung der Umfeldsensoren. Aus artverwandten Fachgebieten wurden das FEDB-Konzept für die Anwendung auf Automobilsensoren übertragen. Dieses Konzept teilt die Sensorüberwachung in die Bereiche

1. Fehlererkennung (FE),
2. Fehlerdiagnose (FD) und
3. Fehlerbehandlung (FB)

auf. Basis dieses Konzeptes bildet die Analyse der Messgrößen, um charakteristische Merkmalsänderungen gegenüber einem Nominalzustand zu erkennen. Diese Symptome dienen der Diagnose der Fehlersituation mit dem Ziel der Bestimmung und Beschreibung der Fehlerursache. Anhand der Fehlerbeschreibung wird eine Handlungsentscheidung getroffen, sowie eine situationsgerechte Maßnahme eingeleitet und durchgeführt. So lässt sich ein sicherer und robuster Prozess garantieren.

Dieses Konzept wurde auf das vorliegende Multi-Sensor-Netzwerk aus einem Stereo-Video-sensor und drei Fernbereichsradarsensoren übertragen. Als charakteristischer Fehler gilt die Unsicherheit von Einbauort und Lage dieser Sensoren. Diese Einbauparameter unterliegen zum Zeitpunkt der Auslieferung des Fahrzeuges Einbautoleranzen, die sich mit den Betriebsstunden weiter verändern. Fehlerbehaftete Einbauparameter führen in der Anpassungsphase der Sensordatenfusion zu Fehlern, die sich bis in die Güte der Fusionsergebnisse fortpflanzen. Speziell zur Fehlerbehandlung eines Parameterdefektes wurden zwei Verfahren entwickelt, welche die Sensoren im laufenden Betrieb kalibrieren.

Das Verfahren „Umfeldkalibrierung“ vergleicht zur Bestimmung der Sensorausrichtung die Objektbeschreibung eines Sensors mit der erwarteten Bewegung stationärer Objekte. Hierzu wird die Eigenbewegung des Sensors über Grund aus den Messwerten des ESP-Systems gewonnen.

Die „Kreuzkalibrierung“ definiert einen Sensor als Referenz und vergleicht mit dieser die Messungen anderer Umfeldsensoren. Mit diesem Verfahren lassen sich rotatorische als auch translatorische Einbauparameter bestimmen.

Beide Kalibrierverfahren wurden in Simulationen auf ihre Robustheit gegenüber Störeinflüssen untersucht mit dem Fazit, dass ein räumlich eng begrenzter Wertebereich keine zuverlässige Unterscheidung zwischen rotatorischen und translatorischen Parameterfehlern zulässt.

Bei der Konzeptumsetzung der Sensorüberwachung und Fehlerkalibrierung in eine echtzeitfähige Software für den verfügbaren Versuchsträger wurde sich daher auf die Kalibrierung des Ausrichtungswinkels um die Hochachse (Gierwinkel) beschränkt.

Die Auswertung einer Langzeitkalibrierfahrt beschreibt den Nutzen einer Sensorüberwachung und belegt, dass sich Winkeldejustagen mit beiden Verfahren bis in den Subgradbereich kalibrieren lassen.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass der Weg für die Umsetzung von Multi-Sensor-Fahrerassistenzsystemen vorbereitet ist. Es existieren Sensortechnologien, mit denen die notwendigen Fahrzeugumfeldinformationen zukünftiger Assistenz- und Sicherheitsfunktionen erfasst werden können und robuste Verfahren zur Fusion dieser Daten. Informationslücken rund um ein Fahrzeug sind nach dem heutigen Technologiestand unvermeidbar, da die Sensoren beispielsweise in der Reichweite beschränkt sind. Dies muss in den Systemkonzepten berücksichtigt werden. Zukünftige Fahrerassistenzsysteme sollten daher fehlertolerant gegenüber Sensordefekten ausgelegt werden. Einen Beitrag hierzu konnten die vorliegenden Verfahrensuntersuchungen leisten.

Anhang A

Technische Daten

Tabelle A.1: Technische Daten der Radarsensoren

Reichweite:	2 m bis 120 m
Relativgeschwindigkeit:	-50 m bis 50 m
Winkelbereich:	$\pm 4^\circ$
Trennfähigkeit:	0,85 m; 1,7 m/s
Zykluszeit:	≤ 100 ms
Frequenzbereich:	76 GHz bis 77 GHz
Mittlere Sendeleistung:	1 mW
Bandbreite:	200 MHz
Anzahl der Radarstrahlen:	3

Tabelle A.2: Technische Daten der Raddrehzahlsensoren

Versorgungsspannung:	4,5 V...20 V
Versorgungsstrom:	7 mA \pm 20 %
Temperaturbereich:	-40 °C...+150 °C

Tabelle A.3: Technische Daten des kombinierten Gierraten- und Beschleunigungssensors

Messbereich Drehratensensor:	$\pm 100^\circ/\text{s}$
Messbereich Beschleunigungssensor:	$\pm 1,8g$
Initialisierungszeit:	1,0 s
Dynamisches Ansprechverhalten:	30 Hz
Temperaturbereich:	-40 °C...+85 °C
Versorgungsspannung:	8,2 V...16 V
Nennspannung:	12 V

Anhang B

Assistenzsysteme

Um das Einleitungskapitel 2 nicht zu überladen, wurde die Beschreibung der zukünftiger Fahrerassistenzsysteme und der damit verbundenen europäischen Forschungsaktivitäten in den Anhang verlagert. Tabelle B.1 gibt einen Ausblick auf die Assistenzsysteme, mit denen sich die Vor- und Serienentwicklung deutscher Automobilhersteller und -zulieferer derzeit beschäftigen, und wann sie voraussichtlich am Markt eingeführt werden.

Die babylonische Vielfalt an Bezeichnungen und entsprechenden Abkürzungen für gleichartige Systeme ist ein Hinweis darauf, dass sich die unterschiedlichen Entwickler weder auf eine gemeinsame Sprache noch Benennung einigen können. Vielfach lassen sich die Konzerne die Bezeichnungen auch lizenzrechtlich schützen, so dass Mitbewerber gezwungen sind, auf andere Namen auszuweichen. Aufgeführt sind die in der Literatur am häufigsten vorkommenden Bezeichnungen und Abkürzungen. Haben sich englische Begriffe etabliert, wie z. B. „HC“ für Heading-Conrol, wird zum besseren Verständnis die deutsche Bezeichnung „Spurhalteassistent“ aufgeführt. Eine komplette Übersicht der verwendeten Kürzel findet sich im Abschnitt „Abkürzungen und Symbole“. Bei den Jahresangaben handelt es sich um Vorankündigungen, die je nach Hersteller variieren können.

B.1 Übersicht zukünftiger Fahrerassistenzsysteme

Insassenerkennung

Videobasierte Insassenerkennung ist ein Teilaspekt der Pre-Crash-Systeme. Abhängig von der Sitzposition, Haltung und dem Körperbau der Fahrzeuginsassen werden während eines Unfalls die Sicherheitssysteme aktiviert. Es gibt Situationen, bei denen im ungünstigsten Fall das Auslösen eines Airbags den Menschen nicht vor Verletzungen schützt, sondern ihn

Tabelle B.1: Geplante Assistenzsysteme - Roadmap

Jahr	Bezeichnung	Abkürzung
2005	Spurhalteassistent	HC
2005	Spurverlassenswarnung (Video)	LDW
2006	Rückfahrhilfe	RFK
2006	Spurwechselassistent	SWA, LCA
2006	Totwinkel-Überwachung	BSM
2007	Predictive-Safety-Systems	PSS
2007	Verkehrszeichenanzeige	VZA
2007	Geschwindigkeitsassistent	SP
2008	Parkassistent	PA
2009	aktives Nachtsichtsystem	NV
2010	Stauassistent	ACC S&G
2010	Fahrerzustandsüberwachung	AI, AMK, DHMS
2011	Automatische Notbremse	ANB
2012	Aktiver Fußgängerschutz	APP
2012	Autonomes Parken	AP
2013	Innenstadtassistent	ACC S&G 2
2015	360° Kollisionsvermeidung	CA
>2020	Autonomes Fahren	AF

aufgrund einer sehr ungünstigen Sitzposition sogar verletzen könnte. Daher wird zukünftig überwacht, welche Airbags voll und welche nur mit reduzierter Kraft gezündet werden dürfen. Neben Videosensoren können für diese Anwendung auch Drucksensoren in den Sitzpolstern zur Bestimmung der Gewichtsverteilung oder laserbasierte Systeme zum Einsatz kommen.

Fahrerzustandsüberwachung

Im Cockpit wacht eine Kamera darüber, ob der Fahrer möglicherweise zu müde ist, sein Fahrzeug noch sicher zu bewegen, indem Dauer und Frequenz seines Lidschlags überwacht werden. Bei Gefahr einer Übermüdung weist die **Aufmerksamkeitskontrolle**¹ (AMK) den Fahrer rechtzeitig auf eine fällige Ruhepause hin. Dieses kann durch ein leichtes Vibrieren der Pedale oder des Lenkrades geschehen.

Hinzu kommt ein System, das den Betrieb eines Fahrzeugs durch einen alkoholisierten Fahrer verhindert, die so genannte **atemalkoholsensitive Zündsperr**². Während der Fahrt kann

¹Engl.: Drowsiness-Warning (DW).

²Engl.: Alco-Interlock (AI).

ein weiteres FAS die Gesundheit des Fahrers überwachen³, so dass dieser im Falle einer plötzlich einsetzenden akuten Erkrankung (z. B. einer Anfallserkrankung) unterstützt wird.

Lichttechnik

Da der visuelle Wahrnehmungskanal die wesentliche Informationsquelle für den Fahrer ist, widmen sich eine Vielzahl von Fahrerassistenzsystemen der Optimierung der Wahrnehmung. Durch die **Bremskraftanzeige**⁴ wird dem nachfolgenden Verkehr über eine unterschiedlich große Leuchtfläche des Bremslichtes angezeigt, wie stark das eigene Fahrzeug verzögert. Folgende Fahrzeuge können so schneller auf starke Bremsmanöver reagieren, Totzeiten in der Bremskette werden verkürzt und die Gefahr von Auffahrunfällen verringert.

Die **Adaptive Lichtregelung** (ALR) verbessert fahrsituationsabhängig die Ausleuchtung der Fahrbahn vor dem Fahrzeug. Ein Realisierungsansatz ist die Verwendung schwenkbarer Scheinwerfer, die entsprechend der Absicht des Fahrers Kurven ausleuchten oder Zusatzscheinwerfer hinzu schalten. Innerhalb von Ortschaften werden speziell Kreuzungen durch einen breit gefächerten Lichtkegel erhellt. Auf Autobahnen und Landstraßen adaptiert sich das Licht an dem langgezogenen Straßenverlauf ähnlich dem Fernlicht, jedoch ohne den Gegenverkehr zu blenden. Die Informationen über den Fahrwunsch werden von Egosensoren bereitgestellt und die Ausleuchtungsstrategien werden anhand von hoch aufgelösten digitalen Karten entwickelt, die neben Kurvenradien auch Kreuzungsgeometrien enthalten.

Eine Alternative zu schwenkbaren Scheinwerfern stellen **Pixelscheinwerfer** dar. Hierbei wird das Licht über ca. 480 000 einzeln schwenkbare Mikrospiegel eines Mikrochips auf die Straße projiziert. Jeder dieser Spiegel erzeugt einen einzeln ausrichtbaren Lichtstrahl. Die pixelgenaue Ansteuerung ermöglicht zudem die Anzeige von Informationen als Schatten im Lichtkegel, indem einzelne Spiegel aus dem Strahlengang gedreht werden. So lassen sich Navigationsinformationen (z. B. „Abfahrt 200 m“ oder „>>> scharfe Rechtskurve“) auf der Fahrbahn anzeigen. In Verbindung mit einer Objektverfolgung wird es zukünftig möglich sein eine Blendung des Gegenverkehrs auf den Nebenspuren zu verhindern, indem diese Bereiche schwächer beleuchtet werden, oder die Aufmerksamkeit des Fahrers auf kritische Objekte zu lenken, indem diese intensiver beleuchtet werden.

³Engl.: Driver Health Monitoring System (DHMS).

⁴Engl.: Brake-Force-Display (BFD).

Nachtsicht (NV)

Nachtsichtsysteme⁵ bieten dem Fahrer Informationen an, die ihm durch das Scheinwerferlicht nicht zur Verfügung stehen. Passive Systeme stellen hierzu die Wärmestrahlung von Objekten (Fern-Infrarotstrahlung) dar. Gegenstände, die sich der Umgebungstemperatur angepasst haben, wie z. B. ein Fahrzeug, das nach einer Panne bereits eine Weile am Straßenrand steht und dessen Motor und Abgasanlage abgekühlt sind, können so jedoch nicht detektiert werden.

Aktive Nachtsichtsysteme sind nicht auf passive Wärmestrahlung angewiesen, denn sie leuchten den Verkehrsraum mit infrarotem Fernlicht aus. Die Rückstrahlung von Objekten wird mit einer Kamera aufgezeichnet. Das gewonnene Graustufenbild wird dem Fahrer in einem Display angezeigt. Straßenverläufe und mögliche Hindernisse können so bei Nacht frühzeitig erkannt und dargestellt werden.

Offen ist noch die Frage, wo dem Fahrer das Infrarotbild dargestellt wird. In Kontrast und Intensität unterscheidet es sich deutlich von der menschlichen Wahrnehmung, so dass die Assoziation vom Videobild zur realen Umgebung nicht trivial ist. Es wird bereits an der Abbildung des Nachtsichtbildes auf die Windschutzscheibe (Head-Up-Display) geforscht. Die Herausforderung besteht darin, hier eine räumliche Übereinstimmung zu erzielen.

Head-Up-Display

Die Spiegelung von Fahrzeugdaten auf die Windschutzscheibe erhöht nachweislich Komfort und Sicherheit, da sich der Blick für die Kontrolle seiner Instrumente nicht vom Verkehrsgeschehen abwenden muss. Geschwindigkeit, Navigationsanweisungen oder Warnhinweise schweben virtuell über der Motorhaube und können so beim Blick auf den Verkehr beiläufig mit wahrgenommen werden. Da es sich um umgebungsunabhängige Daten handelt, entfällt die Positionierungsproblematik des Nachtsichtsystems.

Totwinkel-Überwachung (BSM)

„Tote Winkel“ sind Bereiche des Fahrzeugs, die ein Fahrer von seiner Sitzposition nicht ohne weiteres einsehen kann. Ein Beispiel hierfür sind die Winkelbereiche seitlich des Kfz, die in den Außenspiegeln nicht abgebildet werden (vgl. Bild 2.3). Umfeldsensoren sollen helfen,

⁵Engl.: Night-Vision (NV).

speziell diese Bereiche zu überwachen⁶. Diese Information kann genutzt werden, um den Fahrer zu warnen oder das Fahrzeug autonom reagieren zu lassen.

Verkehrszeichenanzeige und Geschwindigkeitsassistent (VZA, SP)

Ein Plus an Komfort- und Sicherheitsqualitäten verspricht die Verkehrszeichenanzeige. Dieses System liefert digitale Informationen über Hinweisschilder entlang der Straßen direkt ins Cockpit. Ein Kamerasystem extrahiert hierzu aus den Videobildern die Verkehrszeichen und stellt sie für die Dauer ihrer Gültigkeit im Display dar. Der Fahrer wird so an geltende Gebote erinnert.

Die Weiterentwicklung ist die Umsetzung der Geschwindigkeitsbegrenzungen über die Längsregelung. Der Geschwindigkeitsassistent⁷ weist auf Wunsch den Fahrer entweder auf Geschwindigkeitsübertretungen hin oder greift über die Regelung des ACC drosselnd ein, um Bußgeldstrafen zu entgehen.

Rückfahrkamera (RFK)

Ein Kraftfahrzeug verfügt über Bereiche, die der Fahrer von seiner Sitzposition aus selbst mit Hilfe von Spiegeln nicht einsehen kann. Einer dieser Bereiche, der beim Rangieren und Einparken nicht eingesehen werden kann, liegt hinter dem Fahrzeugheck. Ultraschall basierte Einparkhilfen⁸ ermöglichen die Erfassung von Hindernissen, sind jedoch nicht annähernd so informativ, wie eine Blick auf die Situation. Zu diesem Zweck werden Rückfahrkamerasysteme entwickelt, die dem Fahrer die Umgebung jenseits des rückwärtigen Stoßfängers auf einem Display darstellen. Eine Weitwinkelkamera sendet die Videodaten des Heckbereiches an ein Steuergerät. Die Steuergerätesoftware wendet Bildbearbeitungsfilter an, um das Videobild zu optimieren. Das durch die Weitwinkeloptik extrem verzerrte Bild wird in Form, Helligkeit und Kontrast korrigiert. Zusätzlich können Hilfslinien, wie z. B. Rückfahrkorridor entsprechend des Lenkradeinschlages, Fahrzeugbreite und Abstandsinformationen eingeblendet werden, um dem zweidimensionalen Bild eine virtuelle Tiefeninformation zu verleihen.

⁶Engl.: Blind-Spot-Monitoring (BSM).

⁷Engl.: Speed-Pilot (SP).

⁸Engl.: Park-Distance-Control (PDC).

Spurverlassenswarnung und Spurhalteassistent (LDW, HC)

Eine Spurverlassenswarnung⁹ soll verhindern, dass ein Fahrer unbeabsichtigt von der Fahrbahn abkommt. Dieses Assistenzsystem kann bei vorhandenen Fahrbahnbegrenzungslinien durch eine Kamera die Position des Fahrzeugs innerhalb einer Fahrspur erkennen. Weicht der Fahrer zu stark von ihr ab, erhält er frühzeitig eine Warnung. Als Sensor kommt ein Kamerasystem zum Einsatz, das den Fahrbahnbereich bis ca. 50 m vor dem Fahrzeug erfasst. Aus den Videodaten werden über digitale Bildverarbeitung Spurbreite, Fahrbahnkrümmung und relative Position des Egofahrzeugs in der Spur ermittelt. Zusammen mit den EgoDaten Geschwindigkeit und Lenkradwinkel wird die Zeit bis zum potentiellen Spurverlassen¹⁰ berechnet. Eine Fahrsituationsanalyse hat aufgrund dieser Zeit und der Informationen von Blinkerstellung und Bremsdruck zu entscheiden, ob ein gewollter oder unbeabsichtigter Spurwechsel bevorsteht. Eine haptische (z. B. Lenkradvibration) oder akustische Warnung (z. B. Nagelbandrattern) ermöglicht es dem Fahrer Gefahrensituationen frühzeitig zu vermeiden.

Der Spurhalteassistent¹¹ greift zudem aktiv in die Lenkung ein und verhindert einen unbeabsichtigten Spurwechsel durch Aufbringen eines Lenkmomentes. Hier sind zwei Ausbaustufen denkbar. Zum Einen könnte der Fahrer bei jedem Touchieren der Fahrbahnmarkierung wieder in die Spurmitte geführt werden, was eine schlangenförmige Fahrtrajektorie zur Folge hätte und zum Anderen direkt in der Mitte gehalten werden. Solch ein System kann jederzeit vom Fahrer durch eine kräftige Lenkbewegung oder das Setzen des Blinkers überstimmt werden.

Als erster europäischer Automobilhersteller brachte Citroën im Jahr 2004 das Modell C5 mit dem Spurhalteassistent AFIL¹² auf den Markt. Bei Geschwindigkeiten über 80 km/h vibriert der Fahrersitz rechts oder links, je nachdem an welcher Seite das Fahrzeug eine Begrenzungslinie überfährt. Auf der Autobahn hat das eher pädagogischen Charakter, weil die Vibration den Fahrer zuverlässig daran erinnert, gerade nicht geblinkt zu haben. Die Betätigung des Blinkers schaltet sich AFIL für 20 Sekunden aus. Das System arbeitet mit Infrarotsensoren, die permanent den Fahrbahnrand kurz vor dem Fahrzeug abtasten. Man kann es abschalten, was sich vor allem auf engen, kurvigen Landstraßen empfiehlt, wo die Gefahr des Einschlafens ohnehin nicht so groß ist wie auf den leeren französischen Autobahnen abseits von Paris. Bei jedem Neustart des Fahrzeugs ist der Assistent wieder aktiv. Nachteil dieses nicht vorausschauend arbeitenden Infrarotsystems ist, dass kein Fahrspurwechsel prädiiziert werden

⁹Engl.: Lane-Departure-Warning (LDW).

¹⁰Engl.: Time-To-Line-Crossing.

¹¹Engl.: Heading-Control (HC).

¹²Franz.: Alerte de Franchissement Involontaire de Ligne.

kann und das System somit entsprechend spät, nämlich beim Überfahren der Spur, reagiert. Ein Ausbau zum HC ist mit diesem Systemansatz nicht möglich [21].

Spurwechselassistent (SWA)

Der Abbiege- und Spurwechselassistent¹³ beinhaltet die Unterstützung des Fahrers beim Abbiegen an Einmündungen und Kreuzungen und auch beim Spurwechsel auf mehrspurigen Straßen. Hierzu sind sowohl die Seiten des Fahrzeuges, insbesondere die Totwinkel, als auch das Fahrzeugrückfeld bis zu einer Entfernung von 50 m zu überwachen. Der Fahrer wird über potentielle Kollisionsobjekte durch visuelle, haptische oder akustische Signale informiert. Personen und Fahrzeuge, die das vom Fahrer angezeigte Abbiege- oder Spurwechselmanöver behindern, müssen frühzeitig erkannt und gemeldet werden, damit der Fahrer sein Manöver rechtzeitig korrigieren oder abbrechen kann.

Zur Objekterkennung können beispielsweise zwei im Heckstoßfänger verbaute 24 GHz Radarsensoren zum Einsatz kommen, die Fremdfahrzeuge im rückwärtigen oder benachbarten Bereich des Egofahrzeugs detektiert. Diese Sensortechnologie ist unabhängig von Tageslicht, Verschmutzung und Witterungsverhältnissen. Die Warnung kann über eine Anzeige im Außenspiegel realisiert werden.

Stauassistent (ACC S&G)

Eine wesentliche Fahrtkomfortverbesserung wurde in den letzten Jahren durch die Einführung des abstandsgeregelten Tempomaten ACC¹⁴ erreicht. Mit einem Bedienelement stellt der Fahrer seine Wunschgeschwindigkeit ein. Ein Radar- oder Lasersensor an der Fahrzeugfront bestimmt den Abstand und die Relativgeschwindigkeit zum vorausfahrenden Fahrzeug und regelt die eigene Geschwindigkeit in der Weise, dass dem Fahrzeug mit dem notwendigen Sicherheitsabstand gefolgt wird. Befindet sich 200 m vor dem Fahrzeug kein anderes Kfz funktioniert das ACC wie ein konventioneller Tempomat. Die erreichbaren Verzögerungen sind bei dem Komfortsystem auf 3 m/s^2 begrenzt. Reicht diese Verzögerung nicht aus, wird der Fahrer akustisch zum Eingriff aufgefordert.

Während diese Form der automatisierten Längsführung für Geschwindigkeiten oberhalb von 30 km/h auf Radarbasis bereits Stand der Technik ist, wird momentan an der Umsetzung des Systems für den Niedergeschwindigkeitsbereich gearbeitet, dem so genannten Stauassistenten oder auch ACC Stop&Go (S&G).

¹³Engl.: Lane-Change-Assistant (LCA).

¹⁴Engl.: Adaptive-Cruise-Control.

Eine weitere Ausbaustufe ist der Innenstadtassistent (ACC S&G 2). Die komplexen Verkehrsszenarien einer Stadtfahrt stellen hohe Anforderungen an einen adaptiven Geschwindigkeitsregler, die gemäß Roadmap (Bild B.1) bis zum Jahr 2013 erfüllt werden sollen.

Parkassistent (PA)

Eine Weiterentwicklung der ultraschallbasierten Einparkhilfe um die aktive Querregelung stellt der Parkassistent dar. Dieser ermöglicht komfortabel in schwierige Parklücken hinein zu manövrieren. Aktiviert man den PA, so übernimmt dieser die Querregelung. Der Fahrer kann die Hände vom Lenkrad nehmen und sich vollständig auf das Gasgeben und Bremsen konzentrieren, während der PA an den optimalen Stellen selbständig einlenkt und das Fahrzeug auf der Ideallinie in die Parklücke führt. So kann der Fahrer seine ganze Aufmerksamkeit der Absicherung der Umgebung widmen und zu jeder Zeit die absolute Kontrolle über das Fahrzeug behalten. Ob die Parklücke groß genug ist, berechnet zuvor ein Ultraschallsensor, der während der Vorbeifahrt an einem Parkplatz mit bis zu 30 km/h dessen Größe vermisst. Reicht die Lücke für das Einparkmanöver aus, braucht der Fahrer nur noch den Parkassistenten zu aktivieren, den Rückwärtsgang einzulegen und Gas zu geben. Sobald die Einparkhilfe signalisiert, dass man nicht weiter zurückstoßen kann, hält der Fahrer das Fahrzeug wie gewohnt an. Final stellt der Parkassistent über die Lenkung die Vorderräder so ein, dass man den Vorwärtsgang einlegen und das Auto perfekt in der Mitte der Parklücke abstellen kann.

Das Autonome Parken (AP) ist eine Weiterentwicklung, bei der das System zusätzlich die Längsregelung übernimmt.

Integrale und prädiktive Fahrdynamikregelung (IFDR, PVD)

Dem integralen Fahrdynamikregler (IFDR) kommt die Aufgabe zu, alle aktiven Komponenten (Antrieb, Bremse, Lenkung, Fahrwerk) permanent zu regeln. Bisherige Fahrstabilitätsregelsysteme werden primär im Grenzbereich aktiv. Das IFDR ermöglicht dem Fahrer das Fahrverhalten individuell per Knopfdruck über eine Software gesteuert von sportlich bis komfortabel zu variieren.

Mit einer prädiktiven Fahrdynamikregelung (PVD) können Situationen vorausschauend entschärft werden. Ist beispielsweise der Radius der vor dem Fahrzeug liegenden Kurve bekannt, kann dieses FAS die Geschwindigkeit bereits vor der Kurve dahingehend reduzieren, dass das Fahrzeug die Stabilität behält. Die Fahrspurinformation kann von einem Navigationssystem

mit sehr genauer Karte geliefert oder mittels Umfeldsensorik (z. B. Bildverarbeitung oder ACC Tracks) präzisiert werden. Anhand von Fahrzustandsdaten und der Fahrspurinformation wird ein der Situation angemessener Lenkwinkel berechnet. Weichen die Vorgaben des Fahrers so weit vom angemessenen Lenkwinkel ab, dass ein Verlassen der Fahrbahn droht, greift die PVD über eine Überlagerungslenkung ein, indem ein Zusatzlenkwinkel die Fahrervorgabe korrigiert. Das Fahrzeug bleibt so stabil in der Fahrspur, ohne dass der Fahrer etwas von der Assistenz bemerkt.

Fußgängerschutz (APP)

Angesichts eines wachsenden gesetzlichen Engagements in Europa und den USA macht der aktive Fußgängerschutz¹⁵ deutliche Fortschritte. So testet Autoliv Airbags in den A-Säulen, die einen direkten Aufschlag von außen auf die Windschutzscheibe verhindern sollen. Dagegen setzen Ford, Honda und Mazda auf eine sich anhebende Motorhaube, während DaimlerChrysler den Einsatz flexibler Materialien zur Verringerung des Verletzungsrisikos von Fußgängern prüft.

In Verbindung mit einer robusten Umfelderkennung sollen APP-Systeme zukünftig Unfälle mit Fußgängern und Radfahrern frühzeitig erkennen und Kollisionen in Ausmaß und Anzahl reduzieren.

Bremsassistent (BA)

Viele Autofahrer treten in Gefahrensituationen zu zögerlich auf das Bremspedal und verschenken wertvollen Bremsweg. Ein Bremsassistent löst dieses Problem, indem er misst, wie schnell das Bremspedal betätigt wird. Aus der Pedalgeschwindigkeit ermittelt das System, ob der Fahrer eine Vollbremsung einleiten will. Ist dies der Fall, stellt der Bremsassistent im Bremskraftverstärker umgehend vollen Bremsdruck bereit. Nimmt der Fahrer den Fuß wieder leicht vom Bremspedal, wird der BA sofort inaktiv. Technisch wird dabei im Bremskraftverstärker eine teilevakuierte Kammer mit atmosphärischem Luftdruck beaufschlagt, so dass sich die Bremskraftverstärkung ändert.

Die Bremse der Zukunft wird elektrisch arbeiten. Kürzere Ansprechzeiten, höherer Bedienkomfort und geringerer Montageaufwand sprechen dafür, den Bremswunsch des Fahrers nicht mehr mechanisch, sondern elektronisch auf das Bremssystem zu übertragen. Die Elektrohydraulische Bremse (EHB) erzeugt den Bremsdruck an den Rädern wie heutige Systeme auf

¹⁵Engl.: Active-Passanger-Protection (APP).

hydraulischem Wege. Die Elektromechanische Bremse (EMB) erzeugt den Bremsdruck mit Elektromotoren in den Bremssätteln. Die Bremsflüssigkeit ist damit überflüssig und die Umwelt wird entlastet.

Auch eine elektrische Parkbremse (EPB) ist nahezu bis zur Serienreife entwickelt. Sie fordert nur geringen Kraftaufwand, lässt sich mit sensorgesteuerten Einparkhilfen kombinieren und ist zudem um eine „Hillholder“-Funktion für sicheres Rangieren am Hang erweiterbar.

Pre-Crash-Sensierung und Kollisionsverminderung

Ein Pre-Crash-System¹⁶ umfasst sämtliche bereits beschriebenen reversiblen Maßnahmen zur Reduzierung von Unfallfolgen. Anhand der Daten von Umfeldsensorik, ESP, ABS oder dem BA wird analysiert, ob der „Point of no Return“ (vgl. Bild 2.1) überschritten wurde. Ist dies der Fall, bereitet das System das Kraftfahrzeug auf eine Kollision vor: z. B. werden die Gurte gestrafft, Fenster und Schiebedach geschlossen, Rückenlehnen in eine aufrechte Position gefahren und Sitzpolster vorn angehoben. Diese Maßnahmen bewirken, dass die Insassen beim erwarteten Unfall nicht unter den Gurten durchrutschen und eine optimale Position für die Schutzwirkung der Airbags erlangen. Entsprechend der Analyse der Insassenüberwachung werden während der Kollision die Airbags gezündet. Wird der Unfall im letzten Moment verhindert, lässt die präventive Gurtstraffung automatisch nach und die Insassen können Sitze und Schiebedach in ihre Ausgangspositionen zurückstellen.

Kollisionswarnung

Aus den Daten der Umfeldsensorik lässt sich ein virtuelles Abbild des Fahrzeugumfeldes generieren. Ein Kollisionswarnassistent analysiert diese Daten anhand von Situationsmodellen und warnt den Fahrer, falls gefahrenträchtige Situationen erkannt werden. Die Aufmerksamkeit des Fahrers wird so auf potentielle Unfallsituationen gelenkt und er kann selbst entscheiden, welche unfallvermeidende oder -abschwächende Maßnahme er einleiten möchte.

Die automatische Umsetzung der Frühwarnung in eine Aktion, falls der Fahrer nicht rechtzeitig reagiert, bildet das FAS „Automatische Notbremse“.

¹⁶Engl.: Combined-Active-Passive-Safety-System (CAPS).

Automatische Notbremse (ANB)

Die Automatische Notbremse übersteuert den Fahrer durch einen maximalen Bremseneingriff (BA), wenn ein Ausweichen oder Bremsen zur Vermeidung einer Kollision¹⁷ nicht mehr möglich ist. Hierzu werden das Fahrzeugvorfeld und die seitlichen Ausweichbereiche überwacht, um die Voraussetzung für einen Notbremseneingriff zu überprüfen. Innerhalb des möglichen Fahrbereiches des Egofahrzeugs müssen alle Objekte unabhängig von der Fahrspur und der Fahrbahn erkannt werden, um die optimale Notbremsstrategie zu wählen.

B.2 Europäische Forschungsprojekte

Die rasante Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen lässt sich nicht zuletzt auf den Know-How-Transfer zwischen Automobilherstellern, Zulieferern, Behörden und Hochschulen in zahlreichen europäischen Forschungsprojekten zurückführen. Dieses Kapitel gibt einen Überblick der letzten 5 Jahre in alphabetischer Reihenfolge. Für die teilnehmenden Länder gelten die folgenden Länderkürzel:

B	Belgien,
D	Deutschland,
E	Spanien,
F	Frankreich,
GB	Großbritannien,
I	Italien,
IL	Israel,
IRL	Irland,
NL	Niederlande und
S	Schweden.

- Die Daimler Chrysler AG initiierte das Projekt **ADASE II**¹⁸ mit einer Laufzeit von August 2001 bis Juli 2004. ADASE II war ein thematisches Netzwerk auf dem Gebiet der Fahrerassistenzsysteme, welches auf internationaler Ebene operierte. Es bot allen beteiligten Partnern – Verkehrsbehörden, Automobilindustrie, Verkehrsmanagement-Einrichtungen sowie weitere Dienstleister – eine Plattform zum Informationsaustausch. In Vorbereitung der Markteinführung für FAS wurden die Schlüsselthemen

¹⁷Engl.: Collision-Avoidance (CA).

¹⁸Advanced Driver Assistance System in Europe.

- rechtliche Fragestellungen,
- Mensch-Maschine-Schnittstellenproblematik,
- Systemarchitekturen,
- Anforderungen an Straßen- und Fahrzeugausstattung,
- Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation und deren Anwendung,
- Gerätetechnik sowie
- Aspekte der Sicherheit, der Leistungsfähigkeit und des Komforts

behandelt.

Beteiligt waren BMW (D), C.R.F. Societa Consortile per Azioni (I), Clepa - European Assoc. of Automotive Suppliers (B), AW Transp. Research Centre of Rijkswaterstaat (NL), Jaguar Cars Limited (GB), Regienov (F), Peugeot Citroën Automobiles S.A. (F), Centre d'Etudes Techniques de l'Equipement Mediterranée (F) und Compagnie Financière et Industrielle des Autoroutes (F) [1].

- Die Elektronikforschung der Volkswagen AG initiierte gemeinsam mit der Robert Bosch GmbH, Kasprich-IBEO Automobile Systeme GmbH und Witt Sondermaschinen GmbH über die Jahre 1997 bis 2001 die Forschungsprojekte **Autonomes Fahren** und **Fahrzeugführung mit redundanten Sensorsystemen**. Mit daran beteiligt waren das Institut für elektrische Messtechnik und Grundlagen der Elektrotechnik, das Institut für Flugführung und das Institut für Regelungstechnik der TU Braunschweig. Ziel des Projektes war die Automatisierung der Dauererprobung von Kraftfahrzeugen auf dem Testgelände der Volkswagen AG in Ehra-Lessin. Diese Teststrecke ist z. B. mit Schlaglöchern, Salzwasserdurchfahrten und engen Kurvenverläufen so angelegt, dass die Versuchsträger mit dem Faktor 14 altern und so Schwächen frühzeitig erkennbar werden. Eine Automatisierung würde zugleich die Testfahrer entlasten und die Strecke besser auslasten. Als Versuchsträger wurde ein VW T4 mit einem Fahrroboter und einem Multi-Sensor-Netzwerk bestehend aus einer Stereo-Videokamera, vier Laserscannern und einem Radarsensor ausgestattet. Um das Fahrzeug autonom auf einem festgelegten Parcours führen zu können, wurde ein Präzisionsortungssystem basierend auf der Koppelortung einer Trägheitsplattform und Fehlerkorrektur mit einem hochpräzisen DGPS-Empfänger aufgebaut. In diesem Projekt konnten wesentliche Erkenntnisse auf den Gebieten

- Bahnplanung,

- Fahrzeugmodellierung,
- GPS-gestützte Präzisionsnavigation,
- Multi-Sensor-Datenfusion und
- Regelung autonomer Fahrzeuge

gewonnen werden [10, 71, 73]. Es wurde vom niedersächsischen Ministerium für Wirtschaft, Technologie und Transport begleitet und unterstützt.

- Am Projekt **CARSENSE** waren im Auftrag von Lucas Varity Thomson-CSF Auto-cruise Limited (UK) die Unternehmen Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique C.R.F. (F), Societa Consortile per Azioni (I), Ibeo Lasertechnik Hipp KG (D), Thales Systemes Aeroportes S.A. (F), Regienov (F), BMW AG (D), Institut National de Recherche sur les Transports et leur Securite (F), Laboratoire Central des Ponts et Chaussees (F) und Jena-Optronik GmbH (D) beteiligt.

Ziel war es in der Bearbeitungszeit von zwei Jahren ab Januar 2000 ein Fahrerassistenzsystem zu entwickeln, welches komplexe Fahrmanöver berücksichtigt, eine optimale Vernetzung der verschiedenen Systembausteine anstrebt und sich dabei zunächst auf niedrige Geschwindigkeiten beschränkt [19].

- Das **CHAMELEON**-Projekt wurde initiiert, um die Entwicklung von Pre-Crash-Sensoren voranzutreiben. Diese Sensoren sind Grundvoraussetzung für zukünftige Forschungsaktivitäten im Bereich Kollisionsfrühwarnung. Das EU-Projekt lief von Januar 2000 bis Dezember 2002. Technologien für die Objekterkennung wurden anhand der für die Pre-Crash Anwendung definierten Anforderungen zusammengestellt, um so eine sichere Zielerkennung in allen Fahrsituationen zu gewährleisten. Ein wesentlicher Punkt des Projektes war die Entwicklung geeigneter Testverfahren, die eine Beurteilung der Systemfunktionen ebenso erlauben, wie eine Weiterentwicklung des Systems.

Beteiligt waren die Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen (D), das Institut für Meß-, Regel- und Mikrotechnik in Ulm (D), Peugeot Citroen Automobile (F), Centro Studi sui Sistemi di Trasporto (I), Israel Aircraft Industries Ltd. (IL), Conti Temic microelectronics GmbH (D), Regienov (F) Renault Recherche Innovation (F), Volvo Car Corporation (S), Porsche AG (D), Ramot University (IL), EICAS Automazione S.p.A (I), IBEO Automobile Sensor GmbH (D), Centro Ricerche Fiat S.C.p.A. (I), SAAB Bofors (S) und Thales A.S. (S) [28].

- **PROMOTE-CHAUFFEUR II** ist ein Projekt zur Entwicklung eines Assistenzsystems, welches den Fahrer dabei unterstützt, einem vorausfahrenden Fahrzeug in

sicherer Entfernung zu folgen. Ein weiterer Punkt war die Entwicklung eines funktionsfähigen Systems, welches ein vollautomatisches Folgefahren in Kolonne ermöglicht. In diesem Projekt verfolgten in den zwei Jahren 2001 bis 2002 die Firmen Daimler-Chrysler AG (D), Puender, Volhard, Weber & Axster (D), Regienov (F), Robert Bosch GmbH (D), Renault (F), Central Research Laboratories Limited (UK), Iveco S.p.a. (I), ZF Lenksysteme GmbH (D), TÜV Kraftfahrt GmbH (D), C.R.F. Societa Consortile per Azioni (I), Wabco Standard GmbH (D), Centro Studi Sui Sistemi di Trasporto Spa (I) und Benz Consult GmbH (D) die Ziele:

- Entwicklung eines Fahrzeugfolgesystems unabhängig von der Fahrzeugart, inklusive Spurhaltung, Hinderniserkennung und Kollisionsvermeidung,
 - Realisierung eines passenden Sicherheitskonzepts,
 - Kolonnenfahren bei Lkws,
 - Konzept für die Kommunikation der Fahrzeuge untereinander,
 - Demonstration und Tests mit Versuchsfahrzeugen,
 - Weiterentwicklung der Mensch-Maschine-Schnittstelle,
 - Systembewertung auf theoretischem und operativem Niveau,
 - Entwicklung und Bewertung einer Transportlogistik,
 - Kosten-Nutzen-Analyse und Einschätzung der Akzeptanz sowie
 - Untersuchung der haftungsrechtlichen Fragestellungen [24].
- Ziel des **COMUNICAR**¹⁹-Projekts war es, ein neues Konzept für die Schnittstelle zwischen Mensch und Maschine zu entwickeln, welches die optimale Integration der verschiedensten Fahrerinformationen gestattet. Dabei wurden sowohl herkömmliche Informationen (z. B. Tachometer) als auch neuartige Informationssysteme (Fahrerassistenz, Navigation, Umfeldbedingungen, Internet und moderne Unterhaltungs- und Kommunikationselektronik) berücksichtigt.

An diesem Projekt arbeiteten über die Jahre 2000 - 2002 die Firmen und Institutionen C.R.F. Societa Consortile per Azioni (I), Universita degli Studi di Genova (I), Volvo Car Corporation (S), Metravib (F), Universita degli Studi di Siena (I), Borg Instruments GmbH (D), Bundesanstalt für Straßenwesen (D), The National Technical University

¹⁹**CO**mmunication **M**ultimedia **UN**it **I**nside **CAR**.

of Athens (GR), Fraunhofer Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung E.V. (D) und DaimlerChrysler AG (D) [22].

- Das **DENSETRAFFIC**-Projekt zielte auf die Entwicklung eines „vorausschauenden“ Radarsensors für den Einsatz bei Assistenzsystemen unter schwierigen Verkehrssituationen wie z. B. Stop&Go, dichter Stadtverkehr oder Hochgeschwindigkeitsfahrten. Ein weiteres Ziel war die potentielle Auslegung des Sensors auf kostengünstige Massenproduktion. Die Bearbeitungsspanne von Juli 2001 - Dezember 2003 umfasste die Punkte
 - Entwicklung der Systemkomponenten (Hard- und Software),
 - Bau eines Testfahrzeugs,
 - Durchführung von Testprogrammen (Kurz- und Langzeitversuche),
 - Auswertung der gesammelten Daten,
 - Diskussion der rechtlichen Fragen und des Sicherheitsaspekts,
 - Darstellung der Marktrisiken und
 - Entwicklung von Markteinführungs- und Informationsverbreitungsstrategien [26].
- Das BMBF²⁰ förderte von 2001 bis 2005 die Forschungsinitiative **INVENT**²¹. Die Ziele des Projekts sind die Optimierung des Verkehrsflusses und die Erhöhung der Verkehrssicherheit. In Deutschland verursachen Staus durch ein Plus an Treibstoffverbrauch und einen enormen Zeitverlust nach Berechnungen des ADAC einen volkswirtschaftlichen Schaden in Höhe von 250 Millionen Euro pro Jahr. Mit neuen Technologien sollen künftig Stauursachen vermieden werden. Zu den Partnern der innerdeutschen Forschungsinitiative gehören Audi, BMW, Bosch, DaimlerChrysler Research and Technology, das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Ericsson, die Forschungsgesellschaft Kraftfahrwesen Aachen (fka), Ford, Hella, Hermes Logistik Gruppe, IBM, das Institut für Automation und Kommunikation Magdeburg (ifak), MAN Nutzfahrzeuge, Navigation Technologies, Opel, PTV, die Siemens AG, Siemens Restraint Systems, Siemens VDO, Transver GmbH, der TÜV, die Universität Köln, Rechtsanwälte Vogt & Kollegen und Volkswagen. Alle Beteiligten arbeiten an effizienten Systemen zum Management des ständig steigenden Verkehrsaufkommens - komplexen Fahrassistenzsystemen, die Verkehrs-, Informations- und Kommunikationstechnologien sinnvoll miteinander verknüpfen sollen. Autofahrer können mit Hilfe der neuen Verkehrsleitasistenz (VLA) auf unterschiedliche Situationen auch im dichten Verkehr angemessen

²⁰Bundesministerium für Bildung und Forschung.

²¹INtelligenter VErkehr und Nutzergerechte Technik.

und schnell reagieren. Zusätzlich soll diese Technik helfen, den optimalen Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug zu finden und damit die Kapazität der Straße zu erhöhen. Nach eigenen Angaben haben erste Simulations-Ergebnisse bereits gezeigt, dass sich der Verkehrsfluss mit der VLA deutlich steigern lässt, während die Stauanfälligkeit gleichzeitig sinkt. In Zukunft sollen Fahrzeuge in der Lage sein, untereinander und mit komplexen äußeren Datennetzen zu kommunizieren. Der Fahrer erhält dann Informationen über Störungen des Verkehrsflusses, die noch weit außerhalb seines Sichtbereichs sind.

Ein weiterer Schwerpunkt der Forschung ist die Vernetzung verschiedener Sensorsysteme (Radar, Laserscanner und Bildverarbeitung) zu einer „Fahrzeugumgebungserfassung und Interpretation“ (FUE), da einzelne Sensorsysteme hier nicht mehr ausreichen, um alle notwendigen Informationen komplexerer Verkehrssituationen zu erfassen. Im Auto soll ein umfassendes elektronisches Bild der Fahrzeugumgebung entstehen, das den Fahrer frühzeitig vor Gefahren warnt. Auch die leichte und intuitive Bedienbarkeit der künftigen intelligenten Fahrerassistenten ist ein wichtiges Thema der Gemeinschaftsinitiative. Ferner spannt INVENT den Bogen von der Mensch-Maschine-Interaktion und Akzeptanz durch die Nutzer über die Wirkung im Verkehr bis hin zu rechtlichen Fragen.

Vorausschauende aktive Sicherheit (VAS) ist ein Teilprojekt von INVENT, in dem Volkswagen zunächst Unfalldaten analysiert und im Anschluss den anderen Projektpartnern zur Verfügung stellt. Konkret soll hier das reale Unfallgeschehen als Basis herangezogen werden, um Systeme der aktiven Sicherheit zu verbessern. Dazu werden auch die Daten der amtlichen Unfallstatistik und des GIDAS²²-Projekts ausgewertet [68].

²²German In-Depth Accident Study.

- Im Februar 2004 startete das Integrationsprojekt **PreVENT**²³. Unterstützt von der EC²⁴ unter der Leitung der DaimlerChrysler AG mit Managementunterstützung von ERTICO²⁵ und IMC²⁶ beteiligen sich 51 Partner für vier Jahre an der Entwicklung und Validierung einer Vielzahl von präventiven Sicherheitsapplikationen.

PreVENT umfasst die Teilprojekte:

- Fußgängerschutz und Kollisionsverminderung
 - * **APALACI**²⁷ ist ein vorausschauendes Pre-Crash- und Kollisionsverminderungssystem unter Verwendung innovativer und robuster Datenfusionsansätze. Zusätzlich soll dieses System Fußgänger detektieren, um zukünftig Niedergeschwindigkeitsunfälle mit Passanten zu mildern oder bestenfalls zu verhindern.
 - * **COMPOSE**²⁸ untersucht, welche Messwerte in den letzten Sekunden vor einem Unfall für die Einleitung der Pre-Crash-Maßnahmen entscheidend sind. Verschiedene Multi-Sensor-Datenfusionsansätze werden verfolgt, um einen hohen Grad an Zuverlässigkeit zu erreichen.
 - * **UseRCams**²⁹ umfasst die Spezifikation, Applikation, Evaluierung und Kundenanpassung eines aktiven 3D-Kamerasystems zur Hinderniserkennung, -lokalisierung und -klassifizierung.
- Kreuzungsassistentz
 - * **INTERSAFE**³⁰ entwickelt ein Assistenzsystem, um die Unfallgefahr in Kreuzungsbereichen zu vermindern. Diese entstehen häufig durch eine Fehleinschätzung der Manöver anderer Verkehrsteilnehmer, Missachtung von Verkehrszeichen oder Ampelsignalen sowie unpassende Fahrmanöver. Dieses Warnsystem basiert auf der Datenkommunikation mit Verkehrszeichen und einer Erkennung und Fahrwegsprädiktion aller im Kreuzungsbereich relevanten Objekte.
- Längsregelungsassistentz

²³**Preventive and Active Safety Applications.**

²⁴**European Commission.**

²⁵**European Road Transport Telematics Implementation Co-ordination Organisation S.C.R.L.**

²⁶**Irion Management Consulting GmbH.**

²⁷**Advanced Pre-Crash and Longitudinal Collision Mitigation.**

²⁸**Collision Mitigation and Protection of Road Users.**

²⁹**Use of Active Range Cameras.**

³⁰**Improvement of Safety in Intersections Based on Sensor Systems and Communications.**

- * **RESPONSE 3** erarbeitet einen nichttechnischen „Code of Practice“ für die Entwicklung und Erprobung von Fahrerassistenzsystemen.
 - * **MAPS&ADAS**³¹ beabsichtigt eine Reduzierung der Kosten und der Komplexität kartenbasierter sicherheitsrelevanter Assistenzapplikationen durch eine Standardisierung der Schnittstelle zwischen Applikation und Karten- bzw. Positionsdaten.
 - * **ProFusion**³² bildet ein Fachforum zum Informationsaustausch über Sensoren und Sensordatenfusion.
- Querregelungsassistenz
- * **SAFELANE** entwickelt einen Spurhalteassistenten, der ein breites Spektrum an Fahrsituationen sicher und zuverlässig abdeckt.
 - * **LATERAL SAFE** unterstützt den Fahrer bei der Querregelung in sicherheitskritischen Situationen. Eine Multi-Sensor-Plattform kombiniert Video mit Radarsensoren und realisiert die Hinderniserkennung seitlich und hinter dem Fahrzeug mit dem Ziel eines Spurwechselassistenten mit integrierter Totwinkel-Überwachung.
- Sicherheitsabstand- und Geschwindigkeitsassistenz
- * **SASPENCE** widmet sich der Entwicklung und Erprobung eines Systems, welches automatisch die für die Gewährleistung der Fahrzeugsicherheit notwendigen Mindestabstände und Maximalgeschwindigkeiten berechnet und einhält.
 - * **WILLWARN** umfasst die Funktionen Gefahrenerkennung, fahrzeuginternes Warnungsmanagement sowie die Kommunikation zwischen sich bewegenden Fahrzeugen eines Straßennetzwerkes.

Das PReVENT-Konsortium setzt sich aus Automobilindustrie, Behörden, Universitäten und weiteren öffentlichen und privaten Organisationen zusammen, darunter 12 OEMs, 16 Zulieferer und 23 Institutionen. Das Kernteam besteht aus Bosch (D), BMW (D), DaimlerChrysler (D), Fiat (I), Ford (D), Peugeot Citroën (F), Renault (F), Sagem (F), Siemens VDO Automotive (D), Volvo (S) u.v.a. [61]

³¹Advanced Driver Assistance Systems.

³²Project for Robust and Optimised Perception by Sensor Data Fusion.

- DaimlerChrysler wird in der Actros-Baureihe das vorausschauende Notbremssystem **PROTECTOR**³³ zum Einsatz bringen. Das intelligente Notbremssystem wird in Form einer „elektronischen Knautschzone“ dabei helfen, die Zahl der schweren Lkw-Unfälle zu verhindern. Dabei misst ein Radarsensor fortwährend den Abstand zum vorausfahrenden Verkehr sowie die relative Geschwindigkeit zwischen dem Lkw und dem vorausfahrendem Fahrzeug. Registriert die Steuereinheit ein Unterschreiten des Sicherheitsabstands, wird der Fahrer per Anzeige im Kombiinstrument und mittels eines Warntons auf die Gefahr hingewiesen.

Das System verfügt zusätzlich zur Funktion des Abstandsregelautomaten über eine Steuereinheit und eine Busverbindung zur Bremsanlage. Reagiert der Fahrer nicht rechtzeitig, wird bei weiterem Fortbestand der Gefahrensituation das Fahrzeug mit 2 m/s^2 abgebremst. Das entspricht etwa 20 Prozent der maximal möglichen Verzögerung. Reagiert der Fahrer auch darauf nicht, löst PROTECTOR automatisch die Notbremsung mit maximaler Bremskraft aus. Gleichzeitig schaltet das System die Warnblinkanlage an, um den nachfolgenden Verkehr zu warnen, sowie die Hupe als Warnung für die vorausfahrenden Fahrzeuge [25].

- Das **SAVE-U**³⁴-Projekt wurde von der EU für die Dauer von 3 Jahren beginnend im März 2002 gefördert. Beteiligt waren Faurecia Industries (F), Siemens VDO Automotive AG (D), MIRA Ltd (GB), Commissariat à l’Energie Atomique (F), DaimlerChrysler (D) und Volkswagen AG (D). Dieses Vorhaben zielte auf die Entwicklung eines integrierten Sicherheitskonzeptes für Fußgänger und Radfahrer. Der Fokus lag auf der Realisierung einer neuartigen Sensorplattform zur Kollisionsvermeidung im Kfz. Die Daten von drei verschiedenen Sensortechnologien wurden hierzu zeitsynchron fusioniert:
 1. ein Netzwerk aus parallel arbeitenden 25 GHz Nahfeldradarsensoren und
 2. ein Bildverarbeitungssystem, bestehend aus passiv messenden Infrarotsensoren und
 3. Farb-Videokameras [53].
- Das 2001 in Braunschweig gegründete Institut für Verkehrsführung und Fahrzeugsteuerung des DLR³⁵ betätigt sich auf den Forschungsgebieten
 - Assistenzsysteme,
 - Systeme zur Verkehrsflusssteuerung und

³³Preventive Object Tracking Emergency Braking System Targeting only Rear End Collisions.

³⁴Sensors and system Architecture for Vulnerable road Users protection.

³⁵Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V.

- Systeme zur Vernetzung von Verkehrsträgern

mit einer Ausrichtung auf Automobil- und Bahnsysteme. Das Institut zielt u. a. darauf ab, Schnelligkeit und Qualität der Entwicklung von FAS durch die Weiterentwicklung künstlicher Testumgebungen zu optimieren. Hierfür verfügt das DLR über das reale Versuchsfahrzeug **VIEWCAR** und ein **VR-LAB**³⁶. Mit dem ViewCar wird unter realen Straßenbedingungen das Normalverhalten von Fahrern in beliebigen Verkehrsszenarien aufgezeichnet und analysiert. Selbige Situationen lassen sich im Labor nachbilden und so überprüfen, in wieweit sich Fahrer in einer virtuellen Umgebung realistisch verhalten. Darauf aufbauend können realistische, kritische Fahrsituationen im Simulator erzeugt werden, um Fahrerassistenzsysteme zu erproben [52].

Randbereiche der FAS

Die folgenden Projekte gehören in den Themenbereich der FAS und „Sicherheit im Straßenverkehr“, beschäftigen sich jedoch nicht primär mit Sensorik, Datenfusion oder Dejustageerkennung. Um einen vollständigen Überblick europäischer Forschungsbemühungen zu geben, werden sie hier knapp erwähnt. Weitere Informationen lassen sich der Literatur entnehmen.

- Das **AIDER**³⁷-Projekt zielt beispielsweise auf eine Verbesserung des Rettungsdienstes nach einem Verkehrsunfall durch einen umfassenden Informationsservice [2].
- Innerhalb des **ARTS**³⁸-Projektes untersuchen die Länder Spanien, Portugal und Frankreich, inwieweit durch verbesserte Koordination die Einführung von Telematik-Diensten erleichtert und deren Qualität gleichzeitig verbessert werden kann. Übergeordnetes Ziel ist eine grenzüberschreitende Harmonisierung von Diensten innerhalb des Verkehrsmanagements [5].
- Das Projekt **CarTALK 2000** zielt auf die Förderung des Austausches von zeitkritischen, sicherheitsrelevanten Informationen zwischen den einzelnen im Verkehr mit schwimmenden Fahrzeugen ab. Hierzu ist eine echtzeitfähige, möglichst offene Kommunikationsplattform notwendig [20].
- Mit Lösungen für Alpinregionen beschäftigt sich das Projekt **CORVETTE**³⁹. Dabei handelt es sich um ein euro-regionales Projekt zur Förderung von Verkehrstelematik-

³⁶**Virtual-Reality-Labor.**

³⁷**Accident Information and Driver Emergency Rescue.**

³⁸**Advanced Road Telematics in the South-West.**

³⁹**Co-ordination and Validation of the Deployment of Advanced Transport Telematic Systems in the Alpine area.**

systemen mit einem Schwerpunkt auf dem Maßnahmenbereich der Verkehrsinformationssysteme. Die Initiative konzentriert sich hauptsächlich auf die Koordination von einzelnen nationalen Teilprojekten und von grenzüberschreitenden Kooperationsprojekten zwischen den beteiligten Ländern. U.a. soll auch der internationale Datenaustausch via DATEX Standard gefördert werden [23].

- **EYE IN THE SKY** widmet sich thematisch der Verkehrsüberwachung in städtischen Gebieten unter besonderer Berücksichtigung der Verhältnisse bei Großveranstaltungen [33].
- Aufbauend auf den Erkenntnissen der vorangegangenen Projekte SAMPO und SAMPLUS soll beim **INVETE**⁴⁰-Projekt ein multifunktionaler fahrzeugseitiger Terminal (Informations- und Bedienteil) für Telematikdienste geschaffen werden, welcher den Bedürfnissen sowohl der unterschiedlichen Transportunternehmen des öffentlichen Verkehrs (Busunternehmen, Taxen und Minicars) wie auch deren Fahrern gerecht wird. Die Übertragungstechniken GSM und PRN sollen dabei zum Einsatz kommen [41].
- **ITSWAP**⁴¹ zielt auf die Entwicklung und Förderung von internetähnlichen Verkehrsinformationssystemen für die Nutzer von mobilen Telekommunikationsgeräten (WAP-Technologie). Dabei sollen in verschiedenen Feldversuchen im europäischen Raum einige ITS-Anwendungen eingeführt werden [44].
- Das **MOSCA**⁴²-Projekt soll eine Gruppe von Anwendungswerkzeugen für die integrierte, nachhaltige Planung und Kontrolle von Produktions- und Transportprozessen (Logistik) in städtischen Gebieten liefern. Die Effizienz der Warenlieferungen „von Tür zu Tür“ soll durch optimale Koordination der Logistikkette gesteigert werden. Als technologische Plattform wird ein bestehendes System ausgewählt und durch zusätzliche Komponenten ergänzt [54].
- Das Projekt **PRIME**⁴³ soll zu einer Verbesserung der Störfallerkennung und des Störfallmanagements auf Autobahnen und den daran angrenzenden städtischen Straßennetzen führen. Innovative Methoden und Technologien in der Vorhersage, der Erkennung und der Überprüfung sollen dabei genutzt werden [62].
- Der Einsatz von Videosensoren im Bereich der Straßenverkehrstechnik weist gegenüber herkömmlichen Induktionsschleifensensoren zahlreiche Vorteile auf. Ziel des Projekts

⁴⁰Intelligent **In-Vehicle Terminal** For Multimodal Flexible Collective Transport Services.

⁴¹Intelligent Transport Services over **Wireless Application Protocol**.

⁴²Decision Support System For Integrated Door-To-Door Delivery: Planning and Control in Logistic **Chains**.

⁴³Prediction of congestion and incidents in **Real time**, for intelligent **Incident Management** and **Emergency** traffic management.

ist es, beide Systeme mittels vorher genau festgelegter Bewertungsalgorithmen zu vergleichen und aufgabenspezifische Vorteile herauszuarbeiten, um daraus Empfehlungen abzuleiten, die zu einer Steigerung der Servicequalität führen. **RHYTHM**⁴⁴ konzentriert sich dabei auf vier Aufgabenfelder der Verkehrsüberwachung und -aufsicht auf Autobahnen:

- Verkehrslageerfassung und -vorhersage,
 - Verfolgung von Stauenden,
 - Reisezeiterfassung und -vorhersage,
 - Verkehrsabhängige Anschlussstellensteuerung [64].
- Das Projekt **SIRTAKI**⁴⁵ soll zur Erhöhung der Sicherheit in Straßen- und Eisenbahntunneln beitragen. Hierzu soll ein erweitertes Tunnel-Management-System entwickelt werden, welches als Kern sowohl generelle Sicherheitsbelange als auch die Integration in ein übergreifendes Netzwerk vorsieht [72].
 - **VIKING** dient der Entwicklung und Koordinierung von nationalen und bilateralen Plänen zur Einführung von Maßnahmen im Verkehrsmanagement- und Verkehrstelematikbereich in den nordeuropäischen Ländern Dänemark, Schweden, Norwegen und Finnland sowie einigen norddeutschen Bundesländern. Mobile technische Geräte sollen dabei grenzüberschreitend interoperabel funktionieren und die bereit gestellten Dienste sollen hohen Anforderungen an Homogenität und Kontinuität genügen [76].

⁴⁴**R**real-time data **H**elps **Y**ielding **T**raffic **H**andling **M**odels.

⁴⁵**S**afety **I**mprovement in **R**oads & rail **T**unnels using **A**dvanced ICT and **K**nowledge **I**ntensive DSS.

Glossar

Absolutwertkontrolle Die Funktionsweise der Grenzwertkontrolle ist in Abbildung 14 dargestellt. Unterschreitet das messbare Signal Y eine Untergrenze Y_{min} oder überschreitet es Y_{max} , so erfolgt eine Meldung. Die Grenzen werden so eingestellt, dass einerseits noch genügend großer Abstand bis zum Auftreten einer Gefährdung bleibt, andererseits unnötige Störmeldungen vermieden werden [43].

Aktive Fahrerassistenzsysteme Die Unterteilung in *aktive* und *passive* Sicherheits- oder Komfortsysteme bezieht sich darauf, dass ein Eingriff in die Fahrdynamik über z. B. Bremse oder Lenkung erfolgt oder nicht. Aktive Sicherheitssysteme sollen dazu beitragen Unfälle zu verhindern. Zu dieser Kategorie gehört das ESP. Passive Sicherheitssysteme mindern die Unfallfolgen, wie beispielsweise ein Airbag-Rückhaltesystem. Aktive Fahrerassistenzsysteme dienen der komfortablen Fahrzeugführung. Hier lässt sich das ACC als Beispiel nennen. Passive FAS unterstützen zudem den Fahrer durch Informationen, wie z. B. bei einer Einparkhilfe.

Ausfall (engl.: failure) Nach Beanspruchungsbeginn entstandenes Aussetzen der Aufgabe einer Betrachtungseinheit aufgrund einer in ihr selbst liegenden Ursache und im Rahmen der zulässigen Beanspruchung [43].

Berechnung von Kennwerten Für größere Prozesse oder Teilprozesse können oft Kennwerte in Abhängigkeit von messbaren Ein- und Ausgangsgrößen gebildet werden. Beispiele für diese Kennwerte sind Wirkungsgrad, Energieverbrauch und Schmiermittelverbrauch. Der Kennwert wird anhand eines meist statistischen Modells in Abhängigkeit der Ein- und Ausgangsgrößen berechnet. Ist der Einfluss verschiedener Fehlerquellen auf den Kennwert bekannt, kann aus der Änderung und dem gemessenen Signal auf die Fehlerursache geschlossen werden. Im Allgemeinen ist die Kennwertüberwachung nicht sehr spezifisch und gibt lediglich den Anstoß zum Einsatz von Fehlerdiagnoseverfahren mit detaillierter Aussagekraft [43].

Brute-Force Für viele Probleme gibt es in der Informatik keine effizienten Algorithmen. Der natürlichste und einfachste Ansatz zur algorithmischen Lösung eines Problems besteht dann darin, einfach alle potenziellen Lösungen auszuprobieren. Diese Methode nennt man *Brute-Force* oder auch *Methode der rohen Gewalt* [78].

Bus Die Bezeichnung Bus ist ein im Bereich der Datenverarbeitung häufig verwendeter Begriff, der für Binary-Unit-System steht. Ein Bus ist ein Leitungssystem mit zugehörigen Steuerungskomponenten, das zum Austausch von Daten und/oder Energie zwischen Hardware-Komponenten dient. Bussysteme finden Anwendung insbesondere innerhalb von Computern und zur Verbindung von Computern mit Peripheriegeräten, aber auch in der Ansteuerung von Maschinen (Feldbusse) sowie immer häufiger in Automobilen zur Verbindung der elektronischen Einzelsysteme eines Fahrzeugs [78].

CAN Der CAN-Bus (Controller-Area-Network-Bus) gehört zu den Feldbussen. Es handelt sich dabei um ein asynchrones, serielles Bussystem, das 1983 von Bosch für die Vernetzung von Steuergeräten im Automobil entwickelt und 1985 zusammen mit Intel vorgestellt wurde, um die Kabelbäume (bis zu 2 km pro Fahrzeug) zu reduzieren und dadurch Gewicht zu sparen [78].

CCD Das *Charged-Coupled Device* ist ein lichtempfindlicher Halbleiterdetektor, der unter anderem in der digitalen Fotografie verwendet wird.

CSMA *Carrier-Sense-Multiple-Access* ist ein Begriff aus dem Bereich der Telekommunikation und der Computernetzwerke. Es ist ein dezentrales Verfahren zum Erlangen des Zugriffsrechts (Arbitration) nach dem Konkurrenzverfahren auf Busleitungen wie z.B. den Feldbus, oder auch auf einen Funkkanal. Carrier-Sense steht für Überwachung des Trägerkanals und bedeutet, dass alle Teilnehmer den Status der Busleitung beobachten und ihre Nachrichten nur senden, wenn gerade kein anderer Teilnehmer sendet, der Kanal also frei ist. CSMA teilt sich wiederum in verschiedene Verfahren zur Behandlung oder Vermeidung einer Kollision auf dem Bus auf. Kollisionen können eintreten, wenn zwei oder mehr Teilnehmer gleichzeitig mit dem Senden beginnen. CSMA/CD erkennt Kollisionen und CSMA/CA versucht, die Konkurrenzsituation durch unterschiedliche Sendeverzögerungen zu vermeiden [78].

defekt Ein Sensor ist defekt, wenn dieser dem Messsystem nur unzureichende Informationen bereit stellt und damit die Systemfunktion beeinträchtigt. Dabei ist es unerheblich, ob der Sensor keine oder falsche Informationen bereit stellt [74].

diversitär Bedeutet soviel wie *mehrgleisig*. Gemeint damit ist die Eigenschaft von redundanten Steuerungssystemen, die Ergebnisse über mehrere unabhängige Wege zu ermitteln und intern abzugleichen.

Falschalarm oder Fehlalarm beschreibt einen Track, der durch ein Geisterobjekt initialisiert wurde. Falschalarme sind im hohen Maße unerwünscht, da sie die Applikation beeinträchtigen können.

FLOPS steht für Anzahl der **F**ließkommazahlen-**O**perationen (Additionen oder Multiplikationen **pro Sekunde** (engl.: Floating Point Operations per Second) ist eine Maßeinheit für die Geschwindigkeit von wissenschaftlich genutzten Computersystemen oder Prozessoren [78].

Gate Ein *Gate* (dt.: Tor) bezeichnet eine Validierungsregion beliebiger Form um ein punktförmiges Fusionsobjekt. In der vorliegenden Arbeit wurden ausschließlich rechteckige Gates verwendet (vgl. Abschnitt 4.4.2). Der Anglizismus *gating* beschreibt den Vorgang des Zuordnens aller Objekte, die in einer Validierungsregion zum zentralen Punkt des Gates liegen.

Geisterobjekt Ein Geisterobjekt oder kurz Geist bezeichnet ein Datum auf Objektebene, welches ein für die Applikation unerwünschtes Objekt beschreibt. Ein Abflussdeckel oder eine Getränkedose könnten beispielsweise zu Radarobjekten führen, sind aber für eine ACC-Applikation unerheblich. Geisterobjekte sind unerwünscht, da sie die Applikation beeinträchtigen können und sollten auf Rohdatenebene eliminiert werden.

Giergeschwindigkeit oder auch Gierrate: Winkelgeschwindigkeit eines Fahrzeugs um seine Hochachse.

Inspektion Ableitung vom engl. *inspection*; PKWs werden in regelmäßigen Abständen zur Wartung vorgeführt. Diese *Inspektion* ist eine freiwillige Maßnahme und nicht zu verwechseln mit der Hauptuntersuchung, welche vom TÜV durchgeführt wird und verpflichtend für alle straßen zugelassenen Kraftfahrzeuge ist [78].

Justierung/Abgleich (engl.: *alignment, justification*) Justieren ist der Vorgang, bei dem ein Gerät so eingestellt bzw. abgeglichen wird, dass die Messabweichungen von den wahren Werten möglichst gering werden und innerhalb der Gerätespezifikationen liegen. Dabei wird das Messgerät bleibend verändert.

Kalibrierung (engl.: calibration) Arbeitsablauf, der unter festgelegten Bedingungen den Zusammenhang zwischen angezeigten Werten eines Messgerätes (oder einer Messeinrichtung) und den zugehörigen, durch Normale festgelegten, Werten einer Messgröße ermitteln lässt. Ziel ist es, Abweichungen zu erkennen und zu dokumentieren.

Kinematik Die Kinematik (kinema, griech., Bewegung) ist die Lehre von der mathematischen Beschreibung der Bewegung von Punkten und Körpern mit Hilfe der Größen Weg s , Geschwindigkeit v und Beschleunigung a im Raum, ohne auf die Ursachen einer Bewegung einzugehen. Sie ist neben der Statik und der Dynamik ein Teilgebiet der Mechanik [78].

Merkmal Vergleichsgröße

Monitoring Unter Monitoring versteht man alle Arten der Erfassung von Zuständen, Vorgängen oder Prozessen mittels technischer Hilfsmittel oder anderer Beobachtungssysteme. Ein Monitoringsystem ermöglicht Interventionen in die betreffenden Prozesse, sofern sich abzeichnet, dass der Prozess nicht den gewünschten Verlauf nimmt. Für die Inhalte des Überbegriffs Monitoring sind im Deutschen drei Bezeichnungen vorhanden:

- Beobachtung: die Erfassung eines Zustandes (observation monitoring),
- Überwachung: die verschärfte, besondere Beobachtung eines potenziell/ tatsächlich gefährlichen Objektes/ Sachverhalts (detection monitoring),
- Kontrolle: Vergleich zwischen Ist-Zustand einer Sache und deren Soll-Zustand (control monitoring).

Monte-Carlo-Simulation Eine Monte-Carlo-Rechnung ist eine spezielle Art der Simulation, bei der aufgrund eines Modells mit zufällig ausgewählten Werten gearbeitet wird. Der Name leitet sich von der Stadt Monte Carlo ab, die für ihre Spielcasinos bekannt ist.

Objekt Zusammenhängender Satz an Attributen, Eigenschaften oder Zustandsgrößen.

Parameterschätzung Die statischen und dynamischen Zusammenhänge zwischen Ein- und Ausgangsgröße eines Prozesses werden durch parametrisierte Modelle beschrieben. Die Identifikation der Parameter erfolgt über Messwerte durch den Vergleich des Modells mit dem Normalzustand [43].

Paritätsmodelle Es wird angenommen, dass sowohl die Struktur als auch die Parameter des Prozessmodells bekannt sind und mit dem Prozess übereinstimmen. Das Residuum aus der Differenz von gemessenem Signal und Ausgang des Prozessmodells bildet den Fehler. Der mathematische Zusammenhang, aus dem ein Residuum erzeugt wird, heißt Paritätsgleichung. Er zeichnet sich dadurch aus, dass er im fehlerfreien Fall kleine Werte liefert. Ist ein Fehler im System eingetreten, dann sollte sich mindestens ein Residuum signifikant verändern. Diese Veränderung dient der Merkmalsextraktion. Die Bildung des Residuums als Ausgangsfehler oder Polynomgleichungsfehler entspricht den Methoden der Parameterschätzung. Bei den Paritätsmodellen wird das mathematische Prozessmodell jedoch nicht an den wirklichen Prozess angepasst. Vorteil der Paritätsmodelle ist der geringere Rechenaufwand, besonders bei zeitdiskreten Prozessmodellen [43].

Prüfung (engl.: verifying) Verfahren, um bestimmte Eigenschaften eines Messgerätes zu bestätigen, z. B. die Temperaturempfindlichkeit eines Radarsensors. Es gilt festzustellen, ob ein Prüfobjekt in seiner Funktionsweise mit den geforderten Eigenschaften hinreichend übereinstimmt.

Radom Eine Radarkuppel ist eine geschlossene Schutzhülle, die Radarantennen vor äußeren Einflüssen schützt. Sie wird auch als Radom bezeichnet (das Wort leitet sich vom Englischen Radar Dome (Radarkuppel) ab) [78].

Rate Eine Rate ist eine Größe, die sich auf eine Zeiteinheit bezieht. Sie kann eine relative oder eine absolute Größe beschreiben. Die Rate wird häufig mit dem prozentualen Anteil Quote verwechselt, da der englische Begriff rate beides bezeichnet. Mathematisch ist die Rate somit ein Maß einer Flussgröße und die Quote ein Anteil einer Bestandsgröße [78].

Robustheit (engl.: graceful degradation) Eine Regelung heißt robust bezüglich Parameteränderungen, wenn unabhängig von Parameteränderungen die gewünschte Eigenschaft der Regelung erhalten bleibt. Ein Messsystem verhält sich robust gegenüber Sensordefekten, wenn es sich in einer durch einen Sensordefekt eintretenden Fehlersituation so verhält, dass die Sicherheit sowohl für das System als auch die Umgebung jederzeit gewährleistet ist und gleichzeitig ein Maximum seiner Funktionalität erhalten bleibt [74].

Sensorachse Unter der Sensorachse wird die Nullachse der azimuthalen Winkelmessung verstanden.

Sicherheit (engl.: safety) Sachlage, bei der das Risiko nicht größer als das Grenzrisiko ist. Beinhaltet die Fähigkeit, innerhalb vorgegebener Grenzen für eine gegebene Zeitdauer keine Gefahr zu bewirken oder eintreten zu lassen. Fähigkeit keine Gefährdung zu verursachen [43].

Signalvorhersage Bei der Kontrolle von Prozesssignalen, die für eine Vermeidung von gravierenden Gefährdungen wichtig sind, werden die Grenzbereiche sehr eng gesteckt. Dies führt mitunter zur Auslösung von Störmeldungen, obwohl der Prozess ohne Eingriff wieder in einen Normalzustand zurückkehrt. Abhilfe schafft eine Signalvorhersage von deterministischen und stochastischen Signalen über eine Regressionsanalyse oder Parameterschätzung. So lassen sich früher Grenzwertüberschreitungen erkennen und unnötige Störungen vermeiden, wenn die betrachteten Größen ohne zusätzliche Maßnahmen wieder in den Normalzustand zurückkehren, indem die Absolutwertkontrolle auf die vorhergesagten (geschätzten) Signale angewendet wird [43].

Störung (engl.: malfunction) Nach Beanspruchungsbeginn entstandener vorübergehender Fehler [43].

Symptom Das Symptom (griechisch *símbtomma* - der Hinweis, das Symptom) ist eine subjektiv empfundene Beschwerde, die Auswirkung einer Krankheit oder einer Verletzung. Eine Kombination aus mehreren Symptomen oder der Verlauf eines Symptoms nennt man auch (mit der adjektivischen Form) eine Symptomatik. Im technischen Sinne wird anhand der Symptome eine Fehlerdiagnose für einen gestörten Prozess gestellt und die entsprechende Fehlerbehandlung eingeleitet.

Test (engl.: testing) Untersuchung eines gesamten Systems, um das statische und dynamische Verhalten bewerten zu können. Zielorientiert können auch die Eigenschaften einzelner Komponenten (z. B. Sensoren) des Systems untersucht werden.

Tracking Der Begriff Tracking umfasst alle Bearbeitungsschritte, die der Verfolgung von (bewegten) Objekten dienen. Ziel dieser Verfolgung ist zum einen die Extraktion von Informationen über den Verlauf der Bewegung und die Lage eines Objektes und zum anderen die Verminderung von negativen Einflüssen, herrührend von zumeist zufälligen Messfehlern. Die Genauigkeit der bestimmten Lage- und Bewegungsinformation hängt neben dem verwendeten Tracking-Algorithmus auch von der Genauigkeit der Messungen bzw. dem Messfehler und der Abtastrate der zyklischen Messungen ab [78].

Track Synonym für Fusionsobjekt, wurde abgeleitet vom englischen ‘track’ (dt.: Spur). Ein *getracktes* Fusionsobjekt wird vom Filter im Beobachtungsraum verfolgt und zu jedem elementaren Fusionszeitschritt wiedererkannt. Dieser Begriff verdeutlicht, dass Datenfusionsalgorithmen ursprünglich für militärische Anwendungen entwickelt wurden. Dabei ging es beispielsweise darum, dass eine Rakete ein Flugzeug verfolgt und trotz ausgefallener Fluchtmanöver trifft.

Trendwertkontrolle Die Trendwertkontrolle erfordert die Ableitung des gemessenen Signals. Der so ermittelte Trend gibt frühzeitig Auskunft über das Erreichen von Grenzen. Diese Kontrolle wird vorwiegend bei langsam sich verändernden Signalen, wie z. B. Lagerschwingungsamplituden von Turbinen oder Verschleißgrößen von Maschinen, durchgeführt. Üblicherweise werden Absolut- und Trendwertkontrolle in Kombination verwendet [43].

Verbundereignis Ein Verbundereignis (engl.: joined event) ist ein kombiniertes Zuordnungselementarereignis Θ_{ij} , bei dem das Messobjekt j zum Track i zugeordnet wird.

Verfügbarkeit (engl.: availability) Wahrscheinlichkeit ein System zu einem vorgegebenen Zeitpunkt in einem funktionsfähigen Zustand anzutreffen (DIN 40042).

Zustandsschätzung Mit der Annahme, dass sowohl die Struktur als auch die Parameter des Prozessmodells bekannt sind und mit dem Prozess übereinstimmen, kann für einen Mehrgrößenprozess ein dynamisches Modell in Zustandsgrößenform angegeben werden. Zur Rekonstruktion der Zustandsgrößen wird ein Zustandsbeobachter eingesetzt, der aus einem zum Prozess parallel geschalteten Modell besteht und den Ausgangsfehler in einer Rückführung zur Korrektur der Zustandsgrößen verwendet. Zum Einsatz kommen an dieser Stelle Kalman-Filter oder Informationsfilter [43].

Zuverlässigkeit (engl.: reliability) Gesamtheit derjenigen Eigenschaften einer Betrachtungseinheit, welche sich auf die Eignung zur Erfüllung gegebener Erfordernisse unter vorgegebenen Bedingungen für ein gegebenes Zeitintervall beziehen. Zuverlässigkeit beschreibt die Fähigkeit, die beabsichtigte Funktion für eine bestimmte Dauer zu erfüllen und ist damit ein Unterbegriff der Qualität, quasi Qualität auf Zeit [43].

Literatur

- [1] ADASE: *Advanced Driver Assistance Systems in Europe*.
URL <http://www.adase2.net>, 13. April 2005
- [2] AIDER: *Accident Information and Driver Emergency Rescue*.
URL <http://www.cordis.lu/ist/>, 01. Mai 2005
- [3] ALAG, S.; AGOGINO, A. M.: *A Methodology for Intelligent Sensor Measurement, Validation, Fusion and Fault Detection for Equipment Monitoring and Diagnostics*. University of California at Berkeley : 2001
- [4] ANDERSON, D. O.; MOORE, J. B.: *Optimal Control*. London : Prentice-Hall, 1998
- [5] ARTS: *Advanced Road Telematics in the South-West*.
URL http://www.dgt.es/indices/dgtHtm_Portada_es.html, 04. Mai 2005
- [6] AUDI TECHNIK: *ACC : Adaptive Cruise Control Justage*. Audi/VW TV, Sendung 216, 26.11.2003. – Informationsvideo
- [7] BAR-SHALOM, Y.: *Multitarget-Multisensor Tracking : Advanced Applications*. Norwood : Artech House, 1990
- [8] BAR-SHALOM, Y.; FORTMANN, T. E.: *Tracking and Data Association*. San Diego : Academic Press Inc., 1990
- [9] BAR-SHALOM, Y.; LI, X.-R.: *Estimation and Tracking : Principles, Techniques and Software*. Norwood : Artech House, 1993
- [10] BECKER, J.-C.: *Fusion der Daten der objekterkennenden Sensoren eines autonomen Straßenfahrzeugs*. Fortschritts-Bericht VDI. Reihe 8. Nr. 948. Düsseldorf : VDI, 2002. Diss. – ISBN 3-18-394808-7
- [11] BLACKMAN, S. S.: *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*. Norwood : Artech House, 1986

- [12] BLACKMAN, S. S.; POPOLI, R.: *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Norwood : Artech House, 1999
- [13] ROBERT BOSCH GMBH (Hrsg.): *Adaptive Geschwindigkeitsregelung ACC*. Gelbe Reihe. Stuttgart : Robert Bosch GmbH, 2002. – ISBN 3-7782-2034-9
- [14] ROBERT BOSCH GMBH: *Drehratensensor für das Elektronische Stabilitäts-Programm ESP*.
URL: <http://rb-k.bosch.de/de/start/sensorik/drehratensens.html>, 16. Juni 2005
- [15] ROBERT BOSCH GMBH: *Kraftfahrzeugtechnik Erstausrüstung - Raddrehzahlsensor*.
<http://rb-k.bosch.de/de/start/sensorik/drehzahlsens.html>, 16. Juni 2005
- [16] BOURGEOIS, F.; LASSALLE, J.-C.: *An Extension of the Munkres Algorithm for the Assignment Problem to Rectangular Matrices*. In: Communication of the ACM, (1971), Nr. 14, S. 802-806
- [17] BRONSTEIN, I. N.; SEMENDJAJEW, K. A.: *Taschenbuch der Mathematik*. Stuttgart : Teubner, 1991
- [18] BROOKS, R. R.; IYENGAR, S. S.: *Multi-Sensor Fusion : Fundamentals and Applications with Software*. Upper Saddle River : Prentice-Hall, 1998
- [19] CARSENSE: *Sensing of Car Environment at Low Speed Driving*.
URL: <http://www.carsense.org/>, 15. März 2005
- [20] CARTALK 2000: *Sicheres und bequemes Fahren basierend auf Kommunikationen zwischen Fahrzeugen*. URL <http://www.cartalk2000.net/>, 04. Mai 2005
- [21] CITROËN: *Alerte de Franchissement Involontaire de Ligne : AFIL*.
URL <http://www.citroen.com>, 27. Mai 2005
- [22] COMUNICAR: *Communication Multimedia Unit Inside Car*.
URL <http://www.comunicar-eu.org/>, 21. Januar 2005
- [23] CORVETTE: *Co-ordination and Validation of the Deployment of Advanced Transport Telematic Systems in the Alpine area*.
URL <http://www.eu-corvette.com/>, 12. Mai 2005
- [24] DAIMLERCHRYSLER: *Promote-Chauffeur II*.
URL <http://www.chauffeur2.net>, 19. Mai 2005
- [25] DAIMLERCHRYSLER: *Die elektronische Knautschzone PROTECTOR*.
URL <http://www.daimlerchrysler.com>, 15. Juni 2005

- [26] DENSETRAFFIC: *A Forward-Looking Radar Sensor for Adaptive Cruise Control with stop-and-go and cut-in situation capabilities implemented using MMIC technology and a thixomolded (magnesium) antenna.*
URL <http://www.densetraffic.org/>, 19. Mai 2005
- [27] DESTATIS: *Statistisches Bundesamt Deutschland : Verkehrsunfälle.*
URL <http://www.destatis.de>, 25. März 2005
- [28] DOMSCH, C.: *Vorausschauende passive Sicherheit am Beispiel des EU-Projektes CHAMELEON.* In: RWTH Aachen : 11. Aachener Kolloquium Fahrzeug- und Motorentechnik. Aachen : VDI, 2002
- [29] EBNER WERKSTÄTTENTECHNIK: *Achsmess-Computer VAS 6292 Hunter Volkswagen AG.* URL <http://www.achsmessgeraete.at>, 10. Juni 2005
- [30] EFFERTZ, J.: *Multi Sensor Joined Probabilistic Data Association zur Objekterkennung und Datenfusion in einem Multi-Sensor-Netzwerk.* Braunschweig, Technische Universität, Fachbereich Elektrotechnik, Institut für Regelungstechnik, Studienarbeit, 2002
- [31] EFFERTZ, J.: *Identifikation von Koordinatensystemen objekterkennender Sensoren in einem Multi-Sensor-Netzwerk.* Braunschweig, Technische Universität, Fachbereich Elektrotechnik, Institut für Regelungstechnik, Diplomarbeit, 2004
- [32] EUROPEAN CO-OPERATION FOR ACCREDITATION: *EA-4/02 - Expression of the Uncertainty of measurement in Calibration.*
URL <http://www.european-accreditation.org>, 16. Juni 2005
- [33] EYE IN THE SKY: *New Services for (i) Fleet Management and Customised Mobility Information plus (ii) Emergency Support for Crises During Large-Scale Events, Based on the Use of Low-Altitude Platforms and Floating Car Data.*
URL <http://www.isky.gr/>, 22. Mai 2005
- [34] FREYMAN, R.: *Möglichkeiten und Grenzen von Fahrerassistenz- und Aktiven Sicherheitssystemen.* In: FTM TUM: Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme 2004, München, 2004.
(URL http://www.ftm.mw.tum.de/deutsch/download/tagung_as.htm)
- [35] GEDULD, G.; SCHAMBERGER, M.: *Fahrerassistenz zur Erhöhung von Komfort und Sicherheit.* In: FTM TUM: Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme 2004, München, 2004.
(URL http://www.ftm.mw.tum.de/deutsch/download/tagung_as.htm)

- [36] HALL, D. L.: *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Norwood : Artech House, 1992
- [37] HARALICK, R. M.; JOO, H.; LEE, C.-N.; ZHUANG, X.; VINAY, G. V.; KIM, M. B.: *Pose Estimation from Corresponding Point Data*. In: IEEE: Transaction on Systems, Man and Cybernetics. Vol.19. No.6. 1989, S. 1426-1446
- [38] HARRIS, J.; BAILEY, A.; DODD, T. J.: *Multi-Sensor Data Fusion Indefence and Aerospace*. In: ECS: The Aeronautical Journal. Paper No. 2366. London, 1998, S. 229-244
- [39] HILSEBECHER, J.; KÜHNLE, G.; OLBRICH H.: *Weitsichtig : Long-Range-Radar-Sensor für Fahrerassistenz-Systeme*. URL <http://www.elektroniknet.de>, 13. Juni 2005
- [40] I-CAR: *Advantage Online 2004 Archives : Adaptive Cruise Control*. URL: http://www.i-car.com/html_pages/about_icar/current_events_news/advantage/advantage_online_archives/2004/021604.html, 10. Juni 2005
- [41] INVETE: *Intelligent In-Vehicle Terminal For Multimodal Flexible Collective Transport Services*. URL <http://www.vtt.fi/tuo/54/projektit/invete/index.htm>, 05. Mai 2005
- [42] ISERMANN, R.: *Identifikation dynamischer Systeme : 1. Grundlegende Methoden*. Berlin : Springer, 1992. – ISBN 3-540-54924-2
- [43] ISERMANN, R.: *Überwachung und Fehlerdiagnose : Moderne Methoden und ihre Anwendungen bei technischen Systemen*. Düsseldorf : VDI-Verlag, 1994. – ISBN 3-18-401344-8
- [44] ITSWAP: *Intelligent Transport Services over Wireless Application Protocol*. URL http://www.ertico.com/en/activities/projects_and_fora/itswap_website.htm, 23. Mai 2005
- [45] JUNGSMANN, T.: *VW : Ziel ist das vorausschauende Auto*. URL <http://www.all4engineers.com>, 22. März 2005
- [46] KALMAN, R. E.: *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*. In: Transaction ASME: Journal of Basic Engineering, Nr. 82. 1960, S. 35-45.
- [47] KALMAN, R. E.; BUCY, R.S.: *New Results in Linear Filtering and Prediction Theory*. In: Transaction ASME: Journal of Basic Engineering, Nr. 83. 1961, S. 95-108.
- [48] KENNEY, J. F.; KEEPING, E. S.: *Mathematics of Statistics*. Bd. 1. 3. Auflage. Princeton : Van Nostrand, 1962

- [49] KÜÇÜKAY, F.; BERGHOLZ, J.: *Driver Assistance : Rating the Application of What is Technologically Possible*. In: Gesamtzentrum für Verkehr (Hrsg.): Automation, Assistance and Embedded Real Time Platforms for Transportation - Airplanes, Vehicles, Trains. 6. Braunschweiger Symposium. Braunschweig : GZVB, 2005, S. 40-69
- [50] LANSEER, S.; ZIERL, C.: *Robuste Kalibrierung von CCD-Sensoren für autonome mobile Systeme*. In: Dillmann, R.; Rembold, R.; Lüth, T. (Hrsg.): Autonome Mobile Systeme 1995. 11. Fachgespräch. Informatik aktuell, Karlsruhe. Heidelberg : Springer, 1995, S. 172-181. – ISBN 3-540-60657-2
- [51] LEFAIX, G.; MARCHAND, E.; BOUTHEMY, P.: *Motion-based Obstacle Detection and Tracking for Car Driving Assistance*. In: ICPR : Int. Conf. on Pattern Recognition. Volume 4. Rennes : IRISA-INRIA, 2002, S. 74-77
- [52] LEMMER, K.; RATAJ, J.; VOLLRATH, J.: *Unmögliches virtuell ermöglichen - Fahrerassistenzsysteme mit ViewCar und Virtual-Reality-Labor validieren*. In: Gesamtzentrum für Verkehr (Hrsg.): Automatisierungs- und Assistenzsysteme für Transportmittel. 5. Braunschweiger Symposium. Braunschweig : GZVB, 2004, S. 398-408. – ISBN 3-937655-01-8
- [53] MARCHAL, P.: *Save-U - Sensors and System Architecture for Vulnerable Road Users Protection*. URL <http://www.save-u.org>, 12. April 2005
- [54] MOSCA: *Decision Support System For Integrated Door-To-Door Delivery - Planning and Control in Logistic Chains*. URL <http://www.idsia.ch/mosca/>, 21. Mai 2005
- [55] NAAB, K.: *Sensorik- und Signalverarbeitungsarchitekturen für Fahrerassistenz und Aktive Sicherheit*. In: FTM TUM: Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme 2004. München, 2004. (URL http://www.ftm.mw.tum.de/deutsch/download/tagung_as.htm)
- [56] NIEHSEN, W.; GARNITZ, R.; WEILKES, M.: *Informationsfusion für Fahrerassistenzsysteme*. In: FMRT (Hrsg.): Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting. Karlsruhe : FMRT, 2002
- [57] OERTEL, K.: *Zukunftsmarkt Assistenzsysteme*. In: Automotive electronic + systems. Ausgabe 11-12. München : Hanser, 2004, S. 18-24. – ISBN 1619-8190
- [58] PAO, L. Y.; FREI, C. W.: *A Comparison of Parallel and Sequential Implementations of a Multisensor Multitarget Tracking Algorithmus*. In: IEEE: Proceedings of the American Control Conference. IEEE, 1995, S. 1683-1687. – ISBN 0-7803-2445-5

- [59] PATTON, R. J.; FRANK, P. M.; CLARK R. N.: *Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. New York : Prentice Hall, 1989. – ISBN 0-13-308263-6
- [60] PATTON, R. J.; FRANK, P. M.; CLARK R. N.: *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. London : Springer, 2000. – ISBN 3-540-19968-3
- [61] PREVENT: *PReVENTive and Active Safety Applications*.
URL <http://www.prevent-ip.org/>, 13. Mai 2005
- [62] PRIME: *Prediction of congestion and incidents in Real time, for Intelligent Incident Management and Emergency Traffic Management*.
URL <http://www.trg.soton.ac.uk/prime/>, 13. Mai 2005
- [63] PRUCKNER, A.; GENSLER, F. u. a.: *Der Parkassistent : Ein weiteres innovatives Fahrerassistenzsystem zum Thema ConnectedDrive aus der BMW-Fahrzeugforschung*. In: Fortschritts-Bericht VDI: Automatisierungs- und Assistenzsysteme für Transportmittel. Reihe 12. Nr. 525. Düsseldorf : VDI, 2003, S. 190-202. – ISBN 3-18-352512-7
- [64] RHYTHM: *Real-time data Helps Yielding Traffic Handling Models*.
URL <http://www.ist-rhythm.com/>, 29. Mai 2005
- [65] ROMESS ELECTRONIC: *Distronic - Justagevorrichtung*.
URL <http://www.romessrogg.de>, 10. Juni 2005
- [66] SAMPLUS: *A Basic System Architecture and Technical Solutions for DRT*.
URL http://www.cordis.lu/telematics/tap_transport/library/samplus_d4.1.html,
04. Mai 2005
- [67] SCHNEIDER, S. J.; ÖZGÜNER, Ü.: *A Framework for Data Validation and Fusion and Fault Detection and Isolation for Intelligent Vehicle Systems*. In: IEEE: International Conference on Intelligent Vehicles, Stuttgart : IEEE, 1998, S. 533-538
- [68] SCHOLL, W.: *INVENT - Intelligenter Verkehr und nutzergerechte Technik*.
URL <http://www.invent-online.de/>, 14. Mai 2005
- [69] SCHAMBERGER, M., GEDULD, G.: *Fahrerassistenz zur Erhöhung von Komfort und Sicherheit*. In: FTM TUM: Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme 2004. München, 2004. (URL http://www.ftm.mw.tum.de/deutsch/download/tagung_as.htm)
- [70] SCHUMACHER, W.; GRÄFE, F.: *Assistenzsystem zur Überladung landwirtschaftlicher Güter : Sensorik und Fahrzeugmodellierung*. DFG Forschungsbericht. Braunschweig, 2005

- [71] SIMON, A.: *Führung eines autonomen Straßenfahrzeugs mit redundanten Sensorsystemen*. Fortschritt-Bericht VDI. Reihe 12. Nr. 554. Düsseldorf : VDI, 2003. Diss. – ISBN 3-18-355412-7
- [72] SIRTAKI: *Safety Improvement in Road & Rail Tunnels Using Advanced ICT and Knowledge Intensive Decision Support System*.
URL <http://www.sirtakiproject.com/>, 25. Mai 2005
- [73] SÖHNITZ, I.: *Querregelung eines autonomen Straßenfahrzeugs*. Fortschritt-Bericht VDI. Reihe 8. Nr. 882. Düsseldorf : VDI, 2001. Diss.
- [74] SOIKA, M.: *Robustheit autonomer mobiler Roboter gegenüber Sensordefekten*. Fortschritt-Bericht VDI. Reihe 8. Nr. 734. Düsseldorf : VDI Verlag, 1998. Diss. – ISBN 3-18-373408-7
- [75] THIEL, R.: *Elektrisches Messen nichtelektrischer Größen*. Stuttgart : Teubner, 1990. – ISBN 3-519-20067-8
- [76] VIKING: *Intelligent Transport Systems in Northern Europe for Better Traffic Management and Information*.
URL <http://www.viking.ten-t.com/VikingExtern/Index.htm>, 16. Mai 2005
- [77] WHITTAKER, E. T.; ROBINSON, G.: *The Calculus of Observations : A Treatise on Numerical Mathematics*. London : Blackie, 1932
- [78] WIKIPEDIA: *Freie Internet-Enzyklopädie in mehr als 100 Sprachen*.
URL <http://de.wikipedia.org>, 25. März 2005
- [79] WISSELMANN, D.; GRESSER, K.; SPANNHEIMER, H.; BENGLER, K.; HUESMANN, A.: *ConnectedDrive - ein methodischer Ansatz für die Entwicklung*. In: FTM TUM: Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenzsysteme 2004. München, 2004.
(URL http://www.ftm.mw.tum.de/deutsch/download/tagung_as.htm)
- [80] ZECHNALL, M.: *Das „sensitive“ Fahrzeug : Sensorik von Bosch für lückenlose Rundumsicht*. URL <http://www.Kfz-Elektronik.de>, 10. März 2005
- [81] ZHONG, X.; LEWIS, J. M.: *A New Method for Autonomous Robot Calibration*. In: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation. IEEE, 1995, S. 1790-1795
- [82] ZHUANG, H.: *A Self-Calibration Approach to Extrinsic Parameter Estimation of Stereo Cameras*. In: Journal of Robotics and Autonomous Systems (1995), S. 189-187